

TRABAJO DE FIN DE GRADO

Grado en Ingeniería Biomédica

**ANÁLISIS DEL PATRÓN RESPIRATORIO Y LA INTERACCIÓN
CARDIORRESPIRATORIA EN PACIENTES MAYORES**



Memoria y Anexos

Autor: Daniel Alejandro Cely Suárez
Director: Beatriz F. Giraldo Giraldo
Convocatoria: Mayo 2018

Resum

Al llarg dels anys s'han vingut fent investigacions de més profunditat i rellevància cada vegada, sobre les senyals fisiològiques que es poden adquirir mitjançant diferents equips de la biomedicina. Un dels motius per a l'obtenció d'aquestes senyals és tractar de trobar patrons, trets i qualsevol tipus d'indicacions que permetin fer una detecció primerenca, prevenció o fins ajudin al tractament de diferents patologies humanes. Dins dels senyals fisiològiques esmentades anteriorment, dues de les més investigades són els senyals d'electrocardiografia i la de flux respiratori, que són els senyals amb els que es treballa en aquest projecte. L'objectiu d'aquest treball és caracteritzar les variables pròpies dels senyals com les diferents freqüències, temps, amplituds i altres, que modulen aquests senyals per a la classificació de pacients majors per mitjà dels patrons ressaltats en els senyals amb què es treballa, ja que aquestes poden aportar diferents tipus d'informació sobre qui van ser obtingudes, com el tipus de respiració i possibles patologies cardíques, respiratòries i cardiorrespiratòries. Per a cadascuna d'aquests senyals, hi ha diferents mètodes de detecció de les variables esmentades i en aquest treball s'utilitzen modificacions d'algorismes per a la detecció dels pics R del complex QRS del senyal d'electrocardiografia i un mètode dissenyat per a la detecció dels punts d'inflexió en el senyal de flux respiratori, és a dir, els punts d'inici d'inspiració i inici d'expiració de cada cicle respiratori en el senyal. També es realitza l'extracció de variables com la densitat espectral de potència per anàlisi espectral i altres mitjançant mètodes tradicionals. Després de l'extracció dels paràmetres, és realitzada una classificació de pacients per mètodes de clúster per finalment analitzar les dades dels grups amb proves estadístiques i poder veure, si n'hi ha, el tipus de relació que tenen aquests paràmetres i pacients.

Resumen

A lo largo de los años se han venido haciendo investigaciones de más profundidad y relevancia cada vez, acerca de las señales fisiológicas que se pueden adquirir mediante distintos equipos de la biomedicina. Uno de los motivos para la obtención de dichas señales es tratar de encontrar patrones, rasgos y cualquier tipo de indicaciones que permitan hacer una detección temprana, prevención o hasta ayuden al tratamiento de distintas patologías humanas. Dentro de las señales fisiológicas mencionadas anteriormente, dos de las más investigadas son las señales de electrocardiografía (ECG) y la de flujo respiratorio, que son las señales con las que se trabaja en este proyecto. El objetivo de éste trabajo es caracterizar las variables propias de las señales como las distintas frecuencias, tiempos, amplitudes y demás, que modulan dichas señales para la clasificación de pacientes mayores por medio de los patrones resaltados en las señales con las que se trabaja, ya que estas pueden aportar distintos tipos de información acerca de quien fueron obtenidas, como el tipo de respiración y posibles patologías cardíacas, respiratorias y cardiorrespiratorias. Para cada una de estas señales, existen distintos métodos de detección de las variables mencionadas y en éste trabajo se utilizan modificaciones de algoritmos para la detección de los picos R del complejo QRS de la señal de electrocardiografía y un método diseñado para la detección de los puntos de inflexión en la señal de flujo respiratorio, es decir, los puntos de inicio de inspiración e inicio de espiración de cada ciclo respiratorio en la señal. También se realiza la extracción de variables como la densidad espectral de potencia para análisis espectral y otras mediante métodos tradicionales. Después de la extracción de los parámetros, es realizada una clasificación de pacientes por métodos de clúster para finalmente analizar los datos de los grupos con pruebas estadísticas y poder ver, si existe, el tipo de relación que tienen dichos parámetros y pacientes.

Abstract

Throughout the years, more and more relevant research has been done each time, about the physiological signals that can be acquired through different teams of biomedicine. One of the reasons for obtaining these signals is to try to find patterns, traits and any type of indications that allow early detection, prevention or even help the treatment of different human pathologies. Within the physiological signals mentioned above, two of the most researched are the electrocardiography and the respiratory flow signals, which are the signals used in this project. The objective of this work is to characterize the variables of the signals such as the different frequencies, times, amplitudes and others, which modulate these signals for the classification of elderly patients by means of the patterns highlighted in the signals with we work with, since these can provide different types of information about who was obtained, such as the type of breathing and possible cardiac, respiratory and cardiorespiratory pathologies. For each of these signals, there are different methods for detecting the aforementioned variables and in this work algorithm modifications are used to detect the R peak of the QRS complex of the electrocardiography signal and a method designed for the detection of the points of inflection in the signal of respiratory flow, that is to say, the points of beginning of inspiration and beginning of expiration of each respiratory cycle in the signal. The extraction of variables such as the spectral power density for spectral analysis and others by traditional methods is also performed. After the extraction of the parameters, a classification of patients by cluster methods is carried out to finally analyze the data of the groups with statistical tests and be able to see, if it exists, the type of relation that said parameters and patients have.



Agradecimientos

A la ingeniera Beatriz F. Giraldo Giraldo por brindarme tantas herramientas de conocimiento científico para la implementación del proyecto, por su exigencia para ser un mejor ingeniero y por su entusiasmo como persona que fue fundamental.

A la Escuela de Ingeniería de Barcelona Este - Universidad Politécnica de Catalunya (Barcelona, España) por la oportunidad de realizar este trabajo.

Al Hospital de Santa Creu y Sant Pau por su colaboración al momento del registro de las señales de los pacientes con las que se desarrolló el proyecto.

A la Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito y la Universidad del Rosario (Bogotá, Colombia) por la oportunidad de realizar la doble titulación.

El más enorme agradecimiento a mis padres por su paciencia, amor, apoyo incondicional y “alistar mi paracaídas” durante todo este tiempo facilitando y haciendo posible llegar a esta instancia.

A mis amigos, especialmente a Chicha por haber sido mi compañero y apoyo en el día, en la noche y en el cansancio.



Índice

RESUM	I
RESUMEN	II
ABSTRACT	III
AGRADECIMIENTOS	V
1. PREFACIO	1
1.1. Origen del trabajo	1
1.2. Motivación	1
1.3. Requerimientos previos.....	1
2. INTRODUCCIÓN	3
2.1. Objetivos del trabajo.....	3
2.1.1. Objetivo general	3
2.1.2. Objetivos específicos	3
2.2. Alcance del trabajo	4
3. SISTEMA CARDIACO Y RESPIRATORIO	5
3.1. Sistema cardiaco	5
3.1.1. El corazón.....	5
3.1.2. Electrocardiografía	6
3.2. Sistema respiratorio.....	8
3.2.1. Espirometría	9
3.2.2. Neumotacografía.....	10
3.3. Interacción cardiorrespiratoria.....	11
4. PROCESADO DE LAS SEÑALES	13
4.1. Descripción de la base de datos	13
4.2. Pre-procesado	13
4.3. Procesado de la señal ECG	15
4.3.1. Algoritmo de procesado del ECG para la identificación de los picos R	15
4.3.2. Detección del complejo QRS	18
4.3.3. Obtención del EDR.....	21
4.4. Procesado de la señal Flujo Respiratorio.....	23
4.4.1. Algoritmo de detección de puntos de inflexión.....	23

4.4.2. Volumen respiratorio.....	27
5. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS Y ANÁLISIS ESTADÍSTICO	29
5.1. Extracción de los parámetros temporales	30
5.2. Extracción de los parámetros frecuenciales	32
5.3. Parámetros estadísticos	37
5.4. Clustering	38
5.5. Prueba estadística.....	39
6. RESULTADOS	41
6.1. Clúster de distancia euclidiana cuadrada y prueba de Kolmogorov-Smirnov.....	42
6.2. Clúster de distancia por ángulo y prueba de Kolmogorov-Smirnov.....	43
6.3. Análisis	45
7. ANÁLISIS DEL IMPACTO AMBIENTAL	49
8. CONCLUSIONES	51
9. PRESUPUESTO DEL PROYECTO	53
9.1. Materiales	53
9.2. Personal	53
9.3. Global	54
BIBLIOGRAFÍA	55
ANEXO A	61
A1. Tablas de resultados	61
A2. Algoritmos implementados	67

1. Prefacio

1.1. Origen del trabajo

En la actualidad existen muchos factores que afectan la calidad de vida de las personas y causan enfermedades cada vez de más gravedad. Debido a la cantidad tan elevada de enfermedades respiratorias, cardiovasculares y cardiorrespiratorias que presenta la población mundial y especialmente los pacientes mayores, es necesaria la búsqueda de nuevos parámetros y métodos de estudio con los que se pueda clasificar, prevenir y diagnosticar las diferentes patologías para disminuir el número de incidencias e incluso eliminarlas, optimizando también a futuro los costos de estancias intrahospitalarias y demás. Es por lo anterior la decisión del desarrollo de este proyecto.

1.2. Motivación

La motivación de este trabajo ha sido la extensión del conocimiento en el área del procesamiento de señales biomédicas, fisiología humana y estadística, como también la posible contribución a la ciencia de nuevos enfoques del estudio de las señales trabajadas para el mejoramiento de la calidad de vida de las personas.

1.3. Requerimientos previos

Es necesaria para el desarrollo de este trabajo, la experiencia en el área de procesado de señales, buenas habilidades en programación como el uso de Matlab®, conocimientos de fisiología y conocimientos de estadística.

2. Introducción

En los pacientes mayores es común encontrar distintos tipos de enfermedades pero muchas de las veces estas son cardiovasculares y respiratorias [1]. Estas enfermedades muy a menudo están relacionadas entre sí y producen millones de muertes al año. Debido a que las personas no tienen buenos hábitos en cuanto a la alimentación y el consumo de distintas sustancias como el cigarrillo [2], estas enfermedades no son diagnosticadas, no son bien tratadas o porque ya se encuentran en etapas avanzadas, no se puede realizar tratamiento [3].

Para la prevención, monitorización, diagnóstico y terapia de los tipos de enfermedades mencionados anteriormente, existen varios métodos para facilitarlas, uno de ellos es mediante el procesamiento de las señales fisiológicas que proveen gran cantidad de información acerca de los pacientes y sus enfermedades. Para este caso, con el debido procesamiento las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio se puede llegar a detectar fallos fisiológicos por medio del análisis de la interacción entre estas dos y ser base para la toma de decisiones de tratamientos [4] en cuanto al sistema cardiovascular y el sistema respiratorio. Dicha interacción se sigue estudiando cada día para encontrar nuevos parámetros que indiquen o describan el estado de salud de las personas.

2.1. Objetivos del trabajo

2.1.1. Objetivo general

El objetivo principal de este trabajo es lograr la caracterización de pacientes por medio de la identificación de patrones y parámetros en las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio, como también el reconocimiento de posibles interacciones entre estos para la prevención y diagnóstico de enfermedades relacionadas.

2.1.2. Objetivos específicos

- Estudio del sistema cardiaco y respiratorio para un correcto procesamiento de las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio.
- Extracción de características temporales y frecuenciales propios de las señales.
- Análisis posibles interacciones entre el sistema respiratorio y el sistema cardiaco a partir del análisis de los parámetros extraídos de las señales.
- Implementación de métodos y pruebas estadísticas a los parámetros extraídos para la caracterización de pacientes.

- Diseño de un algoritmo que realiza la detección y extracción de parámetros temporales y frecuenciales propios de las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio que permita encontrar relaciones entre las señales y aplique pruebas estadísticas para la caracterización de pacientes.

2.2. Alcance del trabajo

El proyecto busca la aplicación de algoritmos para la extracción de parámetros en las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio que sean de relevancia para el análisis de la interacción cardiorrespiratoria y la caracterización de pacientes mayores como también el posible diagnóstico y prevención de enfermedades.

3. Sistema cardiaco y respiratorio

3.1. Sistema cardiaco

El sistema cardiovascular es uno de los sistemas más importantes en el cuerpo humano ya que es un sistema de transporte encargado de hacer llegar la sangre a todas las partes del organismo con diferentes sustancias como el oxígeno, hormonas y los diferentes nutrientes, como también de transportar los productos de desecho producidos por las células para su posterior eliminación [5]. Para poder realizar todas las funciones requeridas para la vida, este sistema es fundamental. Los componentes principales del sistema cardiovascular que lo permiten son el corazón, los vasos sanguíneos y la sangre [6].

3.1.1. El corazón

El corazón está situado entre los pulmones en la parte central-izquierda del tórax y está formado por tres tipos de músculo cardiaco, el músculo ventricular, el músculo auricular y las fibras musculares [7], asimismo, dispone de cuatro cavidades por donde pasa la sangre para ser impulsada al todo el cuerpo, dos aurículas y dos ventrículos. La aurícula derecha recibe la sangre con dióxido de carbono y pobre de oxígeno proveniente de las venas cavas superior e inferior después de haber recorrido el organismo y se conecta con el ventrículo derecho a través de la válvula tricúspide, en donde este bombea la sangre por medio de la válvula pulmonar en dirección a los pulmones, es allí en donde se realiza el intercambio gaseoso [8]. Luego del intercambio, la sangre vuelve al corazón, esta vez oxigenada por las venas pulmonares que llegan a la aurícula izquierda, la cual se conecta con el ventrículo izquierdo a través de la válvula mitral y en donde se bombea la sangre oxigenada para todo el organismo a través de la válvula aórtica, completando así el ciclo [9] (Figura 3.1).

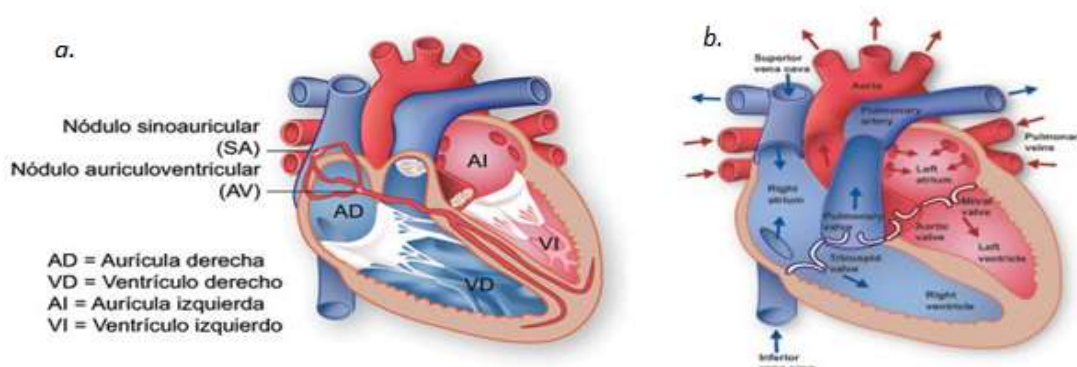


Figura 3.1. a. Representación del corazón con las partes más importantes. B. Representación del corazón con indicando la dirección del flujo de la sangre [10].

Para suplir las necesidades de oxígeno del cuerpo y cumplir con las funciones del sistema, se producen distintas contracciones que son las que permiten el bombeo de la sangre a través del corazón. Estas contracciones son conocidas como sístole y diástole [10]. La sístole es la contracción de los ventrículos para ocasionar la salida de la sangre del corazón hacia los pulmones y el resto del cuerpo, mientras que la diástole es el periodo de relajación del músculo cardiaco para ocasionar o permitir la entrada de la sangre a las cavidades. En la figura 3.1 se puede ver la dirección del flujo de la sangre tanto para el caso de la sístole, como para el de la diástole explicados.

3.1.2. Electrocardiografía

La electrocardiografía es el estudio y registro de la actividad eléctrica generada por el corazón mediante el uso de electrodos puestos en la piel de las extremidades y del tórax generalmente [11]. Estos electrodos detectan cambios eléctricos en la piel provenientes de la despolarización y repolarización de las células cardiacas excitables conocidas como cardiomiocitos. La despolarización y la repolarización son descargas eléctricas rítmicas automáticas en forma de potenciales de acción o conducción de estos, formando así del corazón, un sistema excitador [7]. El la gráfica del voltaje versus el tiempo producida por el registro de esta actividad eléctrica, es conocido como electrocardiograma [12] (figura 3.3).

El electrocardiograma muestra dicha actividad eléctrica en donde se registran los cambios de potencial de las células cardiacas excitables que hacen que el resto de las células del corazón se contraigan para generar los latidos. Estos cambios de potencial en las células se dan en distintas partes del corazón y a diferente tiempo, haciéndolos distintos todos en un ciclo cardiaco.

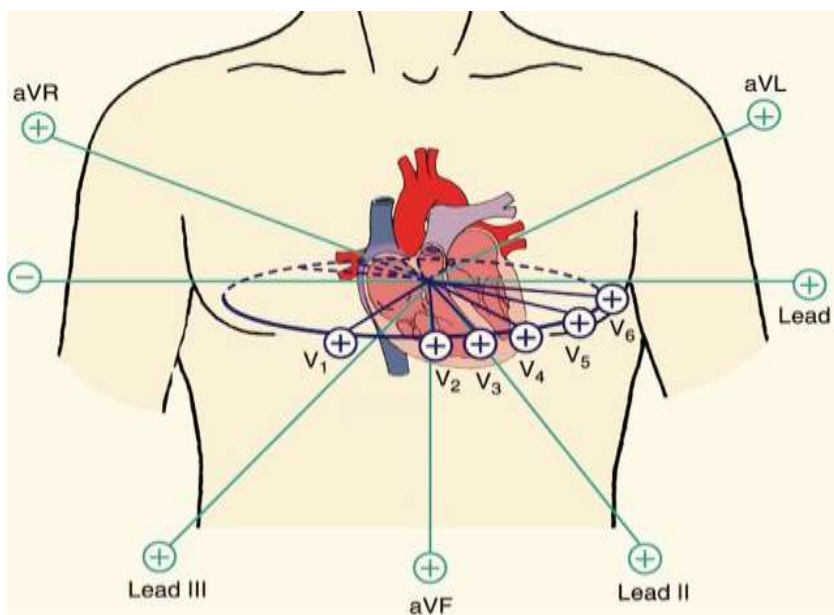


Figura 3.2. Esquema explicativo los ángulos de las derivaciones precordiales y de extremidades [13].

Existen varios métodos para la obtención de un ECG, ya que el registro eléctrico se puede medir desde doce ángulos diferentes conocidos como derivaciones. Estas derivaciones se pueden dividir en dos grupos: derivaciones de extremidades y derivaciones precordiales o torácicas [14]. Las derivaciones de las extremidades se pueden clasificar en unipolares y bipolares dependiendo de cómo o en qué dirección tomen la diferencia de potencial, ya que las unipolares toman la diferencia de potencial entre un electrodo y la tierra, y las bipolares toman la diferencia de potencial entre dos electrodos [15]. En la figura 3.2 se puede observar el esquema de las derivaciones precordiales y de extremidades.

Para llegar al final de un ciclo produciendo un latido cardiaco, el corazón debe pasar por distintas etapas, dando lugar a distintas formas de onda y segmentos en el momento en el que se registra la actividad eléctrica del corazón a través de los electrodos. Procesando la señal, se puede obtener una forma de onda como la que se puede ver en la imagen de la figura 3.3.

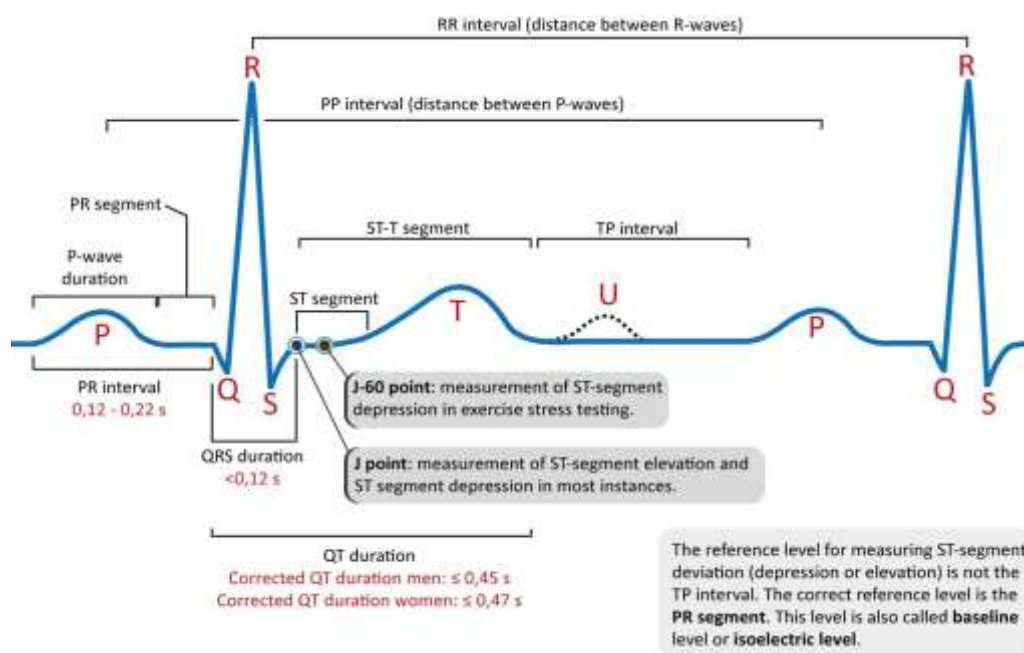


Figura 3.3. Diagrama explicativo de las partes que componen un ECG [16].

Las ondas, segmentos y complejos más relevantes en el área de la electrocardiografía son conocidas como la onda P, la onda T, la onda U, el segmento ST, el intervalo RR, el intervalo PQ, el intervalo QT, el intervalo PR y el complejo QRS, y que son los mostrados en la figura 3.3. Cada una de estas formaciones, se registra debido a lo que ocurre en el corazón en el momento, es decir, la onda P es el registro de la despolarización secuencial tanto de la aurícula derecha, como de la izquierda, el complejo QRS es la representación de la despolarización de los ventrículos derecho e izquierdo, el segmento ST representa el intervalo en el que los ventrículos se encuentran en un estado de despolarización activa,

la onda T es la representación de la repolarización ventricular [17] y esto anterior, como se muestra a continuación en la figura 3.4.






Electrical Activity	Graphic Depiction	Associated Pattern
Atrial Depolarization		P Wave
Delay at AV Node		PR Segment
Ventricular Depolarization		QRS Complex
Ventricular Repolarization		T Wave
No electrical activity		Isoelectric Line

Figura 3.4. Explicación electrofisiológica de cada componente en la señal de electrocardiografía [18].

3.2. Sistema respiratorio

El sistema respiratorio está compuesto por la nariz, la faringe, el diafragma, los bronquios, los pulmones la laringe y la tráquea. Este es el que se encarga de captar el oxígeno del aire atmosférico que necesita el organismo y de eliminar del cuerpo el dióxido de carbono producido por el metabolismo a través del proceso de la respiración. El oxígeno es llevado hasta las células desde los pulmones y el dióxido de carbono hasta los pulmones desde las células por el sistema cardiovascular [19].

El sitio en donde tiene lugar una de las etapas más importantes del ciclo respiratorio, el intercambio gaseoso, es dentro los pulmones. Este intercambio es ocurre en los alveolos pulmonares y es un proceso de difusión pasiva en el que estos alveolos captan el oxígeno del aire a la sangre y expulsan al Oaire el dióxido de carbono. Para la entrada y salida de aire del cuerpo para renovar el aire de donde se capta el oxígeno y entra en los alveolos, el cuerpo realiza el proceso de inspiración y espiración como se muestra en la figura 3.5. El proceso de inhalación es el de llevar aire a dentro de los pulmones para que se oxigene la sangre y el de espiración o exhalación es el de sacar el aire de los pulmones pero esta vez con menor cantidad de oxígeno y mayor de dióxido de carbono [7].

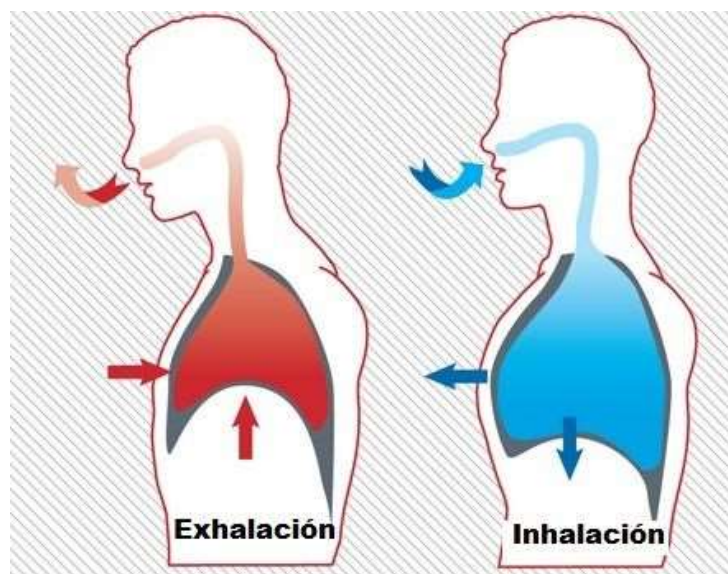


Figura 3.5. Explicación de la expansión torácica en el proceso de inhalación y exhalación [20].

Los músculos que actúan durante el proceso de la respiración son el diafragma y los músculos intercostales. En la inspiración el diafragma se contrae y baja por lo cual la cavidad torácica se amplía y el aire entra en los pulmones, mientras que en la espiración, el diafragma se relaja y sube, la cavidad torácica disminuye de tamaño provocando la salida del aire de los pulmones hacia el exterior [21].

Dentro de los parámetros que se pueden medir en el proceso de la respiración se encuentran los volúmenes pulmonares y flujo respiratorio, las cuales pueden proporcionar información acerca del estado de salud del paciente a quien se le están haciendo las mediciones. Para esto anterior existen varios métodos o técnicas de registro y exploración de la función respiratoria como la espirometría y la neumotacografía.

3.2.1. Espirometría

La espirometría es un método de medición de los volúmenes pulmonares y flujo respiratorio no invasivo que consiste en respirar por la boca a través de un tubo. Existen dos tipos de espirometrías básicas: la simple y la forzada.

La espirometría simple consiste en hacer que el paciente respire lentamente con normalidad y luego, hacer que este inhale todo el aire que pueda y luego lo expulse hasta que no salga más aire de sus pulmones [22]. De esta manera, es posible medir el volumen de reserva inspiratorio (VRI), el volumen corriente (VC), el volumen de reserva espiratorio (VRE), la capacidad vital (CV) y la capacidad total de inspiración (figura 3.6).

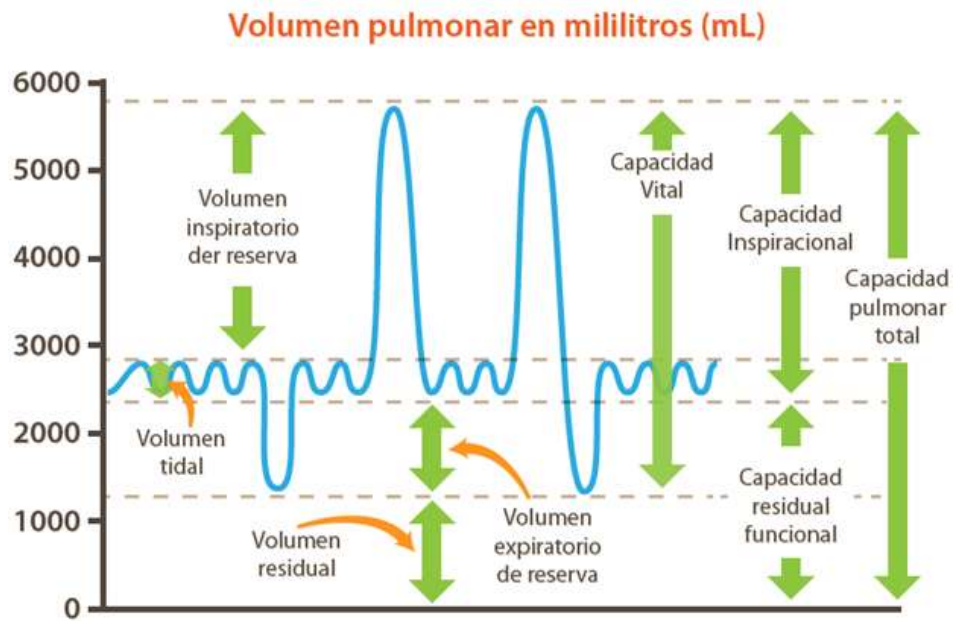


Figura 3.6. Imagen con la explicación electrofisiológica de cada componente en la señal de electrocardiografía [23].

El otro tipo de espirometría mencionada anteriormente es la forzada y consiste en hacer que el paciente ingrese todo el aire que pueda en sus pulmones para luego soltarlo de la manera más rápida y fuerte posible hasta que no salga más aire [22]. Este tipo de espirometría sirve para la medición del volumen espiratorio forzado (VEF), capacidad vital forzada (CVF) y el flujo espiratorio forzado (FEF).

Debido a que el volumen residual no se puede medir con estos métodos, existen otros que realizan aproximaciones de este como la pletismografía.

3.2.2. Neumotacografía

La neumotacografía es uno de los métodos de medición de parámetros de la respiración. Con este método es posible de medir y determinar el flujo respiratorio, volumen respiratorio y presiones de aire tanto en la inspiración como en la espiración.

Los neumotacógrafos son sensores de flujo gaseoso que transforman el aire del paciente en presión diferencial parcial y según la detección de la presión en el sensor o traductor y por medio de operaciones matemáticas, es que se pueden obtener resultados. Este equipo es muy preciso ya que muestra mejor la dinámica de la respiración ya que ofrece también menor resistencia al flujo del aire y menor tiempo de respuesta [24]. En la figura 3.7 se puede ver un esquema de los parámetros medibles por el neumotacógrafo.

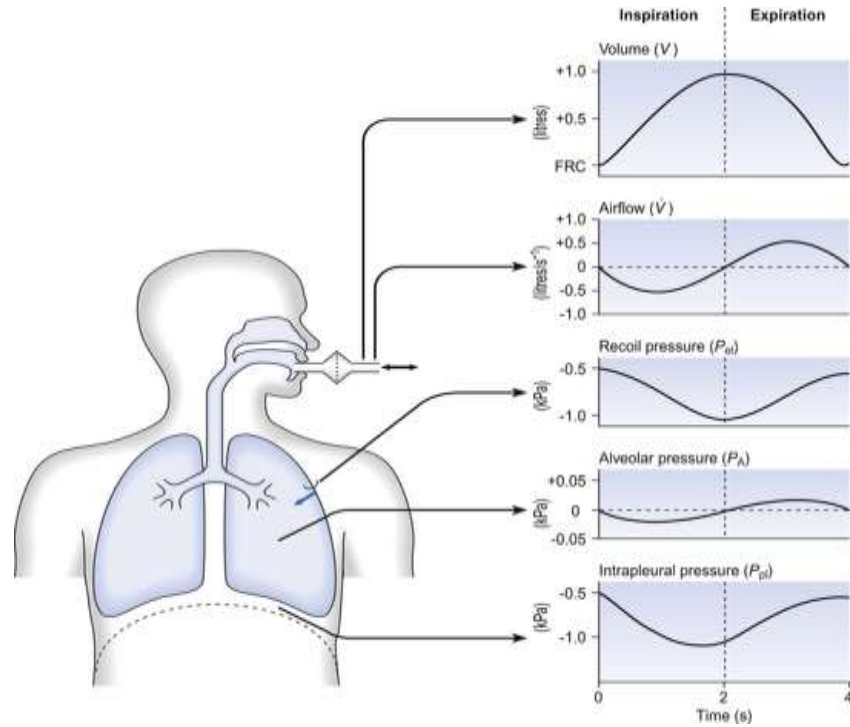


Figura 3.7. Imagen de varios parámetros medibles por un neumotacógrafo [25].

El principio físico que rige el funcionamiento de los neumotacógrafos más utilizados es la ley de Poiseuille y que se muestra en la ecuación 3.1.

$$\phi = \frac{dv}{dt} = v\pi R^2 = \frac{\pi R^4}{8\mu} \left(-\frac{P_1 - P_2}{\Delta x} \right) \quad (\text{Ec. 3.1})$$

En donde v es el volumen de un líquido transferido en el tiempo t expresado en m^3 , v es la mediana de la velocidad expresada en m/s , Δx es la diferencia de longitud entre los puntos P_1 y P_2 expresada en m , R es el radio interno del tubo en m , $P_1 - P_2$ es la diferencia de presión entre las dos terminales expresada en pa y μ es la viscosidad dinámica del fluido expresado en $(kg/m * s) * 10^{-5}$ [26].

3.3. Interacción cardiorrespiratoria

Por más que muchas veces en la vida cotidiana no nos demos cuenta de muchas interacciones fisiológicas que tienen lugar en nuestro cuerpo, estas hacen parte del funcionamiento normal de nuestro organismo. El sistema respiratorio presenta varios tipos de interacciones con el sistema cardíaco [27], una de ellas es mecánica, ya que al estar tan cerca los pulmones del corazón, en el momento de inspiración, muchas veces hay una presión entre estos haciendo que varíen algunos de sus parámetros.

También, en las señales de flujo respiratorio adquiridas al mismo tiempo que el electrocardiograma se puede observar dicha relación, ya que durante la adquisición del ECG el paciente se encuentra naturalmente respirando y es posible determinar distintos parámetros cambiantes en ambas señales que son modulados por la otra señal, es decir, parámetros del ECG modulados por la respiración y parámetros de la respiración modulados por la actividad del corazón.

Una de las señales que se puede obtener a partir del ECG es la de respiración derivada del electrocardiograma (EDR) por sus siglas en inglés, con la que se puede aproximar el flujo y volumen de la respiración de un paciente, sin embargo, no es tan efectiva como los métodos dedicados particularmente a registrar e identificar estas variables por separado. Esta señal es producida debido a los cambios de la impedancia torácica que se dan en cada respiración del paciente por la tensión que se produce en la piel del tórax en donde están los electrodos que registran el ECG y que varía dependiendo del volumen de aire que entra en los pulmones [28]. A partir de esta señal y después de ser procesada, es posible determinar parámetros temporales y frecuenciales propios de las señales de respiración sin haberlas registrado.

Existen estudios de más profundidad acerca de otro tipo de relaciones de estas mismas señales, es decir, con otros parámetros tales como el gasto cardiaco relacionado con la cantidad de oxígeno obtenido por la sangre y llevado por esta misma hacia las partes del cuerpo en el momento de la inspiración, de los efectos hemodinámicos secundarios al uso de presión positiva en vías aéreas con disminución de la presión de llenado cardiaco como principal determinante de la reducción del gasto cardiaco [29], como también estudios de la respuesta cardiaca relacionada a apneas, lo que ha llevado cada vez a esta relación a ser una muy estudiada en la biomedicina.

4. Procesado de las señales

En esta sección se explica toda la metodología seguida durante el procesado de las señales de electrocardiografía y de flujo respiratorio de los pacientes para lograr de manera efectiva la extracción de las variables para la extracción de parámetros de cada paciente que darán paso a los resultados. Las funciones usadas en esta sección son de Matlab®.

4.1. Descripción de la base de datos

La base de datos está compuesta por 90 señales, 45 de electrocardiografía y 45 de flujo respiratorio, todas muestreadas a 250 Hz. Estas fueron registradas en 45 pacientes entre 76 y 88 años en el Hospital de Santa Creu y Sant Pau de Barcelona, España. Todos los sujetos fueron incluidos en este estudio de acuerdo al protocolo aprobado por el comité ético local (Ref. IIBSP-VEN-2012-168) [30].

Para la adquisición de la señal de flujo se usó un neumotacógrafo (Neumotacógrafo Fleish F3–Honeywell 176 PC) conectado a una mascarilla. Por otro lado, para la señal de ECG se utilizó un monitor SpaceLabs Medical (ahora Spacelabs Healthcare, Snoqualmie, WA, USA). Previo al registro de la señal, los pacientes tenían una etapa de adaptación a la respiración utilizando la máscara. Después se registraron 15 minutos de señal, durante los cuales el paciente estaba sentado, despierto y consciente del registro [30].

Cuatro de los pacientes fueron excluidos del estudio debido a problemas con sus registros.

4.2. Pre-procesado

Debido a todos los artefactos o ruido no deseado que se pueden llegar a encontrar en cualquier registro de una señal fisiológica, es necesario realizar un pre-procesado de las señales para asegurarse de que todos los datos o señales a procesar y/o analizar luego, en la medida de lo posible, son solo de las variables que se quieren estudiar, para no llegar a resultados erróneos o tergiversados por elementos externos. Por lo anterior, es necesario analizar las señales en el dominio de la frecuencia, es decir, revisar el espectro para cerciorarse de que no hay frecuencias diferentes a las que tiene la señal por su naturaleza o si las hay, identificarlas para eliminarlas [31]. También, para las señales que se requiera, es necesario eliminar el corrimiento en la línea de base e incluso ófsets para facilitar el procesado.

Tanto para la señal de ECG y para la de flujo respiratorio se procede a hacer la transformada de Fourier mostrada en la ecuación 4.1 [32] con la función “fft” (*fast Fourier transform*). Como la salida de esta función no es directamente la transformada esperada para graficarla, poder verla, analizarla e

identificar en ella un eje de frecuencias y otro de amplitudes fácilmente, se construye un vector de frecuencias a partir de la frecuencia de muestreo (f_s), se obtiene el valor absoluto de la transformada rápida de Fourier salido de la función “*fft*” y por último se grafica con una correcta visualización en el eje de las frecuencias, lo que es muy importante para la toma de decisiones de la futura aplicación de filtros [33]. Un ejemplo de esto se muestra en la figura 4.1 del espectro de una señal de ECG con ruido de la red eléctrica. Esto se realiza para comprobar que en la señal solo se encuentran las frecuencias con las que se desea trabajar y determinar que procedimiento seguir.

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-ix\omega}dx \quad (\text{Ec. 4.1})$$

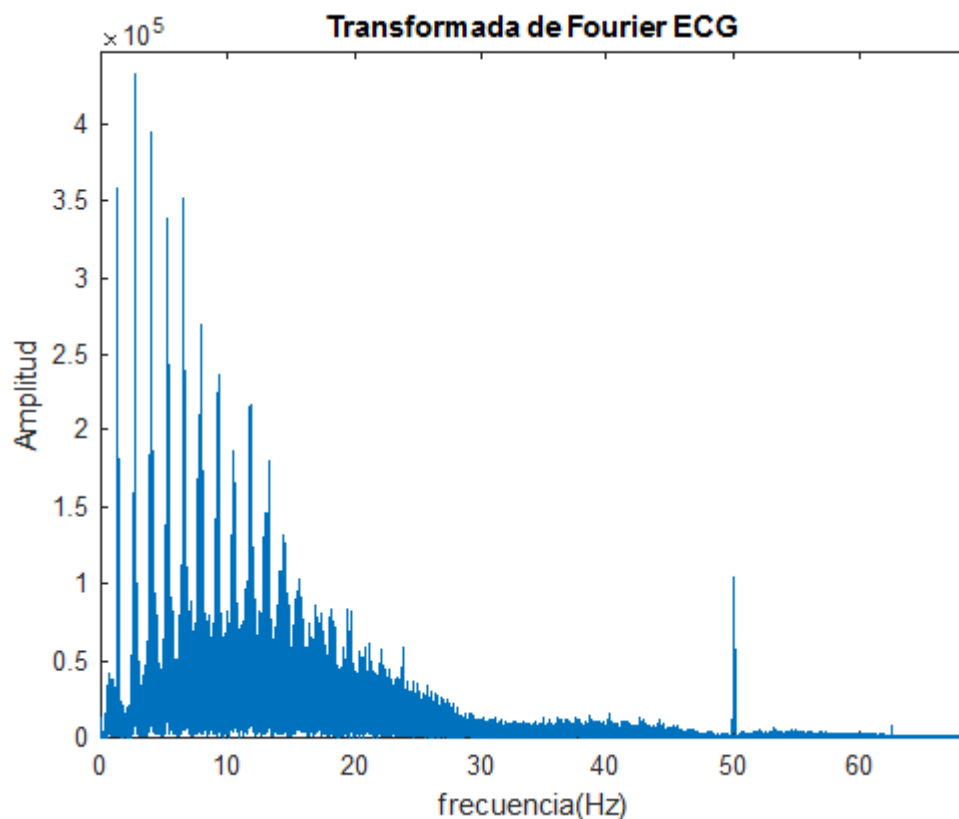


Figura 4.1. Gráfica del espectro de una señal de ECG con ruido en 50 Hz de la red eléctrica.

También, ya que en las señales con las que se trabaja existen tendencias lineales o líneas de base, es restado a las señales el promedio de ellas y se utiliza la función “*detrend*”. Esta función elimina estas tendencias que para nuestro caso no deben estar para que el procesado de las señales sea más real ya que pueden mostrar patrones generales que no son intrínsecos a los datos y pueden dificultar el análisis o extracción de características [34].

4.3. Procesado de la señal ECG

En este apartado se realiza una modificación y adaptación del algoritmo de Pan-Tompkins para lograr el objetivo de la detección del complejo QRS y extracción de características en las señales descritas.

4.3.1. Algoritmo de procesado del ECG para la identificación de los picos R

El algoritmo de Pan-Tompkins es uno de los métodos de detección del complejo QRS más empleados debido a su fácil implementación y gran precisión. Este está basado en técnicas de análisis digital de la pendiente, amplitud y ancho de las señales, haciendo uso también de filtros digitales que reducen las falsas detecciones del complejo causadas por varios tipos de interferencias externas presentes en las señales de electrocardiografía [35]. Esta técnica permite el uso de umbrales para descartar distintos tipos de formaciones diferentes a los que se quieren en la señal.

El algoritmo de Pan y Tompkins está diseñado para ser usado en señales en tiempo real y con una frecuencia de muestreo de 200 Hz, sin embargo, se ha implementado también en señales ya registradas como es el caso de este trabajo. El proceso que ha de seguirse para realizar e implementar el algoritmo, es el que se muestra en la figura 4.2.

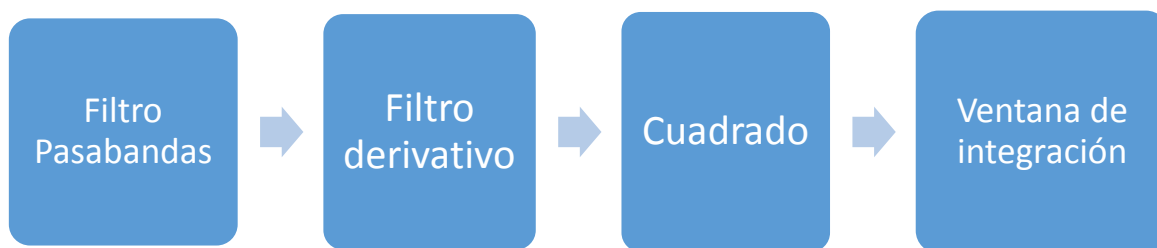


Figura 4.2. Diagrama explicativo del proceso de implementación del algoritmo [36].

En el algoritmo se propone usar un filtro pasa-bandas con frecuencias de paso entre 5 Hz y 15 Hz sobre la señal de ECG. En este se realiza el diseño un filtro pasa-bajas en conjunto con un filtro pasa-altas para hacer el filtro pasa-banda, el cual filtra las muy bajas y las altas frecuencias incluyendo la interferencia de la red eléctrica de 50-60 Hz [35]. Este filtro atenúa las frecuencias de la onda p y la onda t, dejando resaltado el complejo QRS para su posterior detección.

El filtro implementado en este trabajo se puede ver en la figura 4.3, este es un filtro con banda de paso entre 5 y 15 Hz tal como el propuesto pero de tipo FIR y de orden 100, el cual tiene una morfología muy similar al descrito atenúa de forma exitosa las frecuencias de la onda p y la onda t.

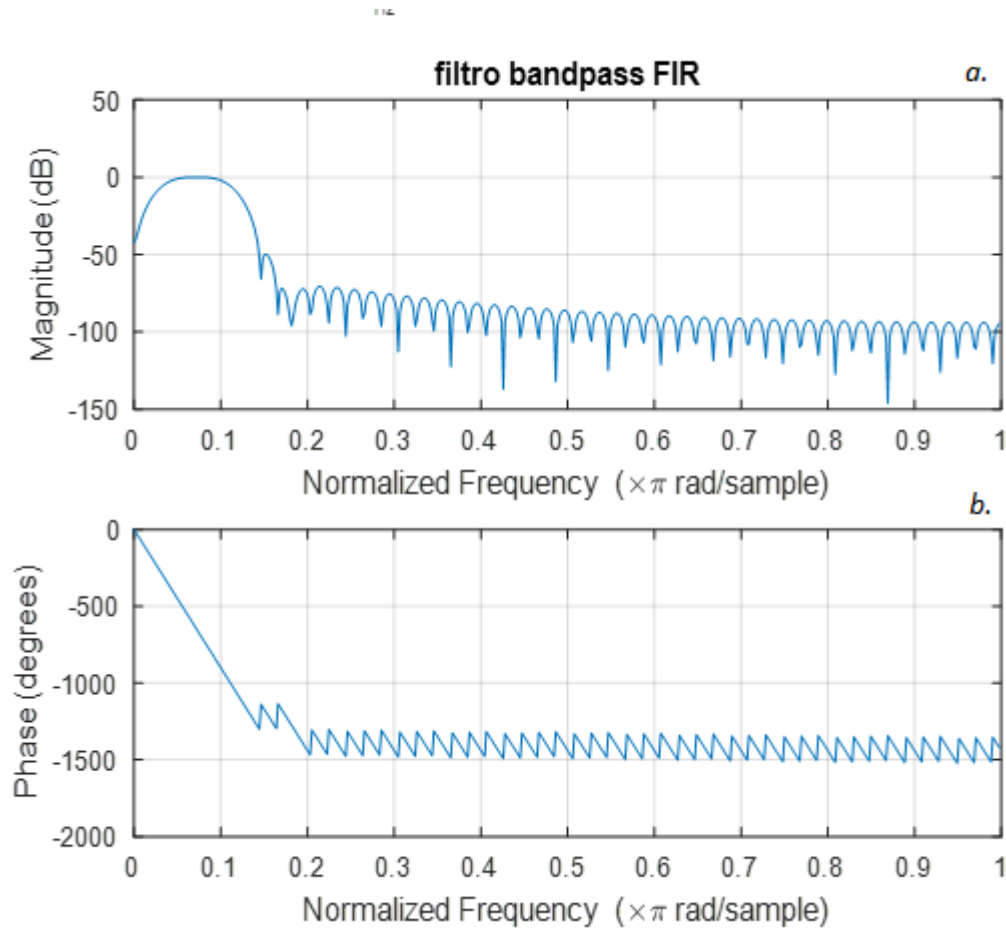


Figura 4.3. a. Gráfica de la magnitud del filtro pasa-bandas implementado. b. Gráfica de la fase del filtro pasa-bandas implementado

El diseño de este filtro se realiza con la función “*fir1*” y con los argumentos de la banda de paso, el orden y el tipo de filtro. Luego es aplicado a la señal de ECG con la función “*filtfilt*”.

Luego de aplicado el filtro de la figura 4.3, se obtiene el vector con los valores a seguir procesando (*filtrado*) y es necesario derivar la señal a partir de la función de la ecuación 4.2.

La respuesta frecuencial de este filtro derivador es casi lineal entre dc y 30 Hz, que para este momento del procesamiento, es un rango en el que se encuentran las frecuencias que tienen la señal después del filtrado y que es en donde se encuentran la mayor parte de las frecuencias de las muestras del complejo QRS [35].

$$y(nT) = \frac{1}{8T} [-x(nT - 2) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (\text{Ec. 4.2})$$

El filtro de la ecuación deriva los valores que tiene la señal filtrada para obtener la información acerca de las pendientes del complejo QRS, ya que por su morfología con mayor amplitud y distinta al resto de ondas, la derivada resalta el complejo en mayor medida al resto de formaciones [37], entonces, se simplifica la tarea de encontrar este segmento de señal de interés respecto a posibles remanentes de distorsión de la señal, haciendo del método, una buena manera de resaltarlo para su posterior detección.

El vector resultante de la etapa de derivación es el vector *derivado* y el siguiente paso a seguir es elevar al cuadrado todo este vector utilizando la ecuación 4.3, es decir, elevar al cuadrado todos y cada uno de los valores del vector ya que las partes negativas de la señal se vuelven positivas, formando una la onda precisa para la aplicación de la siguiente sección. Si tuviese la señal resultante antes de la integración partes negativas, al buscar el área bajo la curva de la señal se podría distorsionar el resultado esperado. Este nuevo vector es el vector *cuadrado*.

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (\text{Ec. 4.3})$$

Una ventana de integración móvil aplicada al vector *cuadrado* obtenido es necesaria para así conseguir que los picos pertenecientes a los R queden con la mayor amplitud en el nuevo vector formado (*integrado*) y sea más fácil la detección dentro de esta señal [38]. La ventana de integración móvil es la modelada por la ecuación 3.4,

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (\text{Ec. 4.4})$$

en donde N es el número de muestras en el ancho de la ventana de integración. El propósito de esta integración es obtener la información de las características de la forma de onda y es necesario tener cuidado al momento de escoger el ancho de la ventana de integración, ya que si la ventana es muy amplia, la forma de onda resultante será juntando las muestras del complejo QRS con las de la onda T y si es muy estrecha, algunos complejos QRS producirían grandes picos en la onda resultante [35].

En la figura 4.4 se puede ver todo el proceso de transformación de la señal mencionado en toda la sección por el algoritmo para lograr detectar los picos R de la señal de ECG, desde la señal preprocesada hasta la señal integrada, en la que además se puede apreciar el desplazamiento que tiene la última señal con relación a la primera, teniendo en cuenta que los picos de la última pertenecen al R del complejo QRS de la primera señal debido a los filtros implementados.

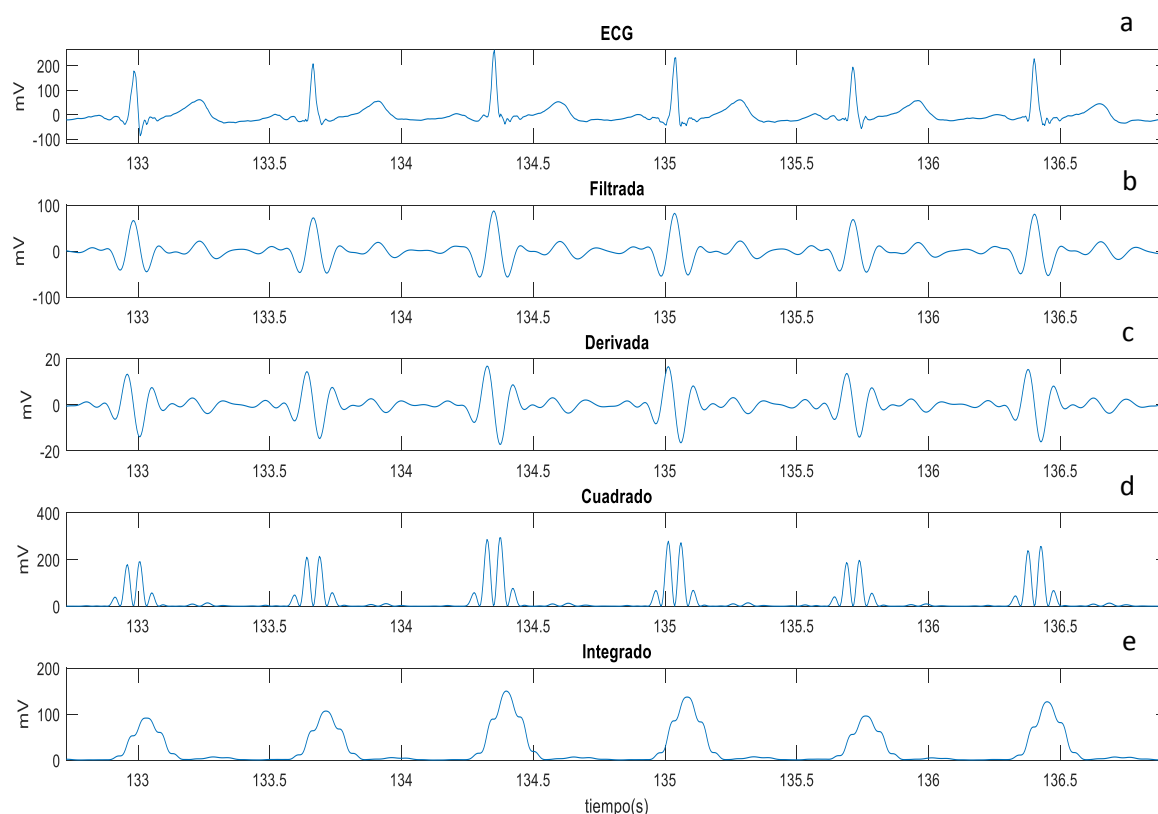


Figura 4.4. Proceso de la implementación del apartado 4.3.1. a. Electrocardiograma. b. Señal de la imagen (a) después del filtrado. c. Señal de la imagen (b) después de derivar. d. Señal de la imagen (c) después de elevar al cuadrado. e. Señal de la imagen (d) después de la integración.

4.3.2. Detección del complejo QRS

Una vez realizado el algoritmo del procesado de la señal de ECG, se procede a hacer la detección en primer lugar de los picos pertenecientes a los R y luego de Q y S para así obtener todo el complejo QRS.

Sobre el vector *integrado* se utiliza la función “*findpeaks*”, la cual detecta todos los picos que tiene la señal integrada sin importar su amplitud, ancho o prominencia, obteniendo un vector que contiene los valores de las amplitudes de dichos picos. Luego, con la función “*max*”, se encuentra el valor más máximo de éste vector para tomarlo como referencia, ya que el paso a seguir es usar la función “*findpeaks*” nuevamente, pero esta vez con los parámetros “*MinPeakHigh*”, el cual genera un umbral que tiene que superar cualquier pico para ser tenido en cuenta y el parámetro “*MinPeakDistance*”, que hace que los picos que halle dicha función tengan una distancia mínima entre ellos de 0.5 segundos. Esto anterior sirve para seleccionar los picos más altos del vector *integrado* y que se encuentran con esta distancia mínima, obteniendo entonces un vector con amplitudes y otro de ubicaciones de los picos (*peaks* y *locs* respectivamente).

Debido al procesado que se hizo anteriormente y explicado en la sección 4.3.1 de la modificación del algoritmo de Pan-Tompkins, las detecciones son todas las ubicaciones de cada complejo QRS a lo largo del vector, no obstante son una aproximación a la de los picos R pero sobre la señal integrada, haciendo que los valores encontrados no sean los reales sobre la señal de ECG, ya que se encuentran desplazados tanto en su dominio como en su rango por la etapa de filtrado tal como se mencionó anteriormente. Sin embargo, estos desplazamientos son exitosamente corregidos como se explica a continuación.

Una vez obtenidos los vectores de los valores de ubicación y amplitud de cada pico en la señal *integrado*, es decir, conociendo las ubicaciones desplazadas de cada complejo QRS, se procede a utilizar un bucle, el cual toma una por una las ubicaciones de los picos encontrados y forma un nuevo vector (*ECG11*). Este vector va desde un número determinado de muestras (*nm*) antes de la ubicación del pico de *integrado* (*locs*) hasta otro también determinado después (*nm1*), pero tomando las muestras sobre el vector de la señal de ECG pre-procesada, siendo un sub-vector de ECG. Luego, obtenido el vector *ECG11* se utiliza la función “*max*” para encontrar el valor máximo de este vector (*mad*) y su ubicación local (*ind*) dentro del sub-vector (*ECG11*), siendo estas anteriores, las pertenecientes al pico R pero en un vector que no es la señal completa de ECG sino un trozo. En la figura 4.5 se pueden ver las variables mencionadas para la detección del pico.

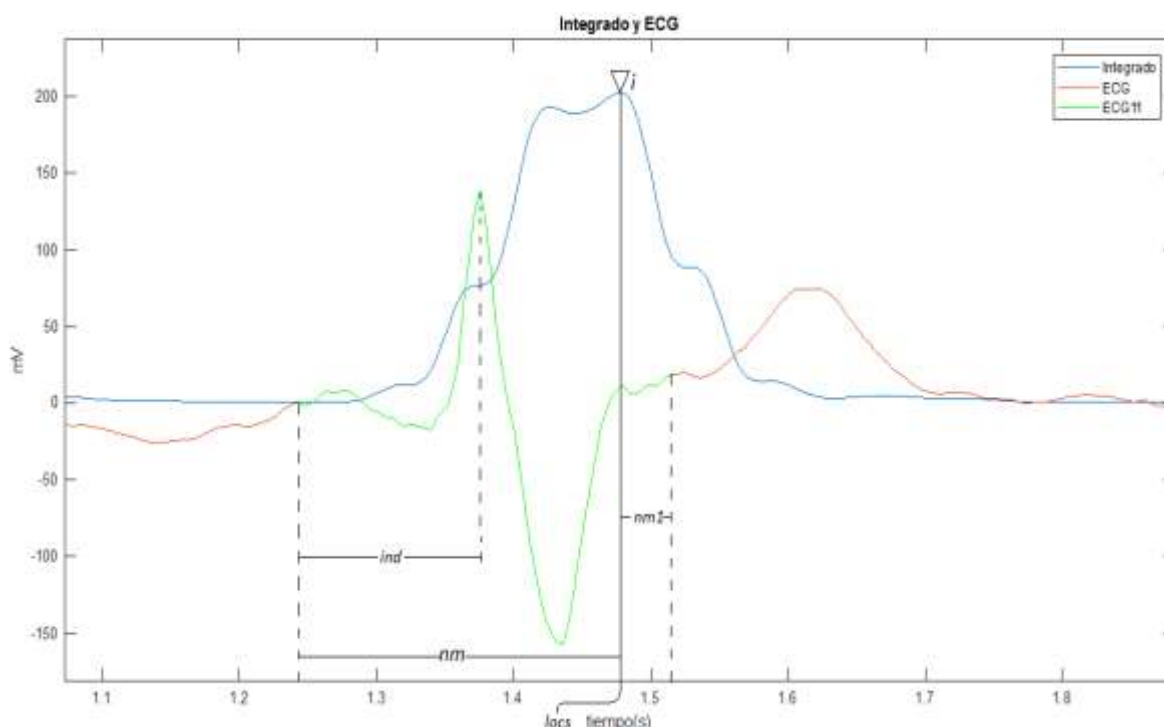


Figura 4.5. Gráfica explicativa de las variables utilizadas para la detección del complejo QRS en un ciclo cardíaco a partir de la señal *integrado* y *ECG*.

Finalmente, la ubicación real de R en unidades de muestras (*timeR*), es decir en la señal ECG pre-procesada, será el valor de la suma entre *locs* e *ind*, menos el número de muestras decidido (*nm*), y su amplitud (*R*), el valor correspondiente a la ubicación recién encontrada como se muestra respectivamente en las ecuaciones 4.5 y 4.6. Este *nm*, se escoge de tal manera que nomás se involucre en el proceso un solo complejo QRS a la vez y que depende de la frecuencia de muestreo, en este caso es de 60 muestras, es decir 0.24 segundos debido a la morfología de la señal de ECG de varios de los pacientes.

$$timeR(i) = (locs(i) + ind(i) - nm) \quad (\text{Ec. 4.5})$$

$$R(i) = ECG(timeR(i)) \quad (\text{Ec. 4.6})$$

En donde *timeR* es el vector de las ubicaciones reales de los picos R en la señal de ECG, *i* es el número del pico R que se está detectando, *locs* son las ubicaciones de los picos en la señal *integrado*, *ind* es la ubicación local del pico en el sub-vector y *R* es el vector con las amplitudes de cada R.

El bucle realiza el procedimiento anterior por cada complejo QRS localizado, es decir, por cada pico hallado del vector integrado y después de esto, se realiza la detección de Q y S utilizando el mismo método de ubicaciones locales, o sea, formando sub-vectores para encontrar los mínimos de los valles más cercanos hacia la derecha e izquierda de cada R.

Luego, en la figura 4.6 se observa el paso posterior al de la figura 4.4, la detección del complejo QRS de la señal, en la que se encuentran (para este caso) 6 ciclos cardiacos de un paciente y el QRS de cada uno de estos, es señalado con diferentes marcadores para cada uno de los componentes.

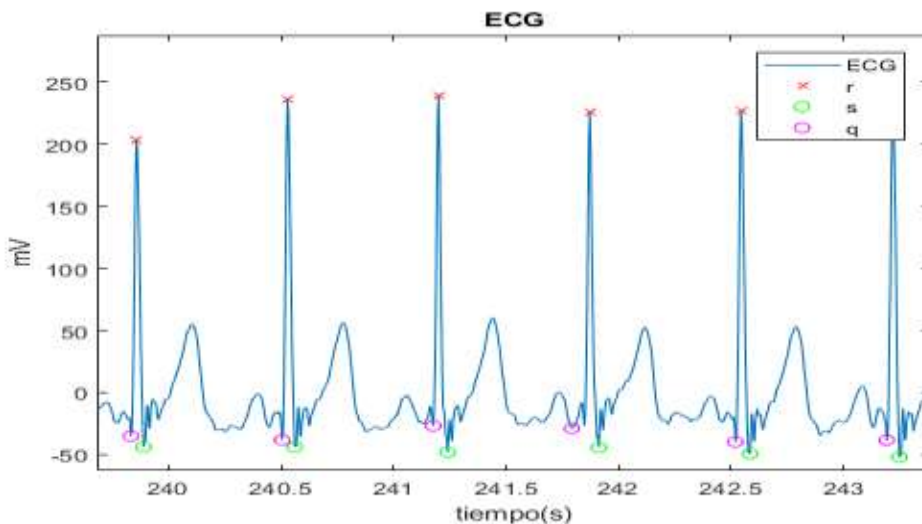


Figura 4.6. Gráfica de seis ciclos cardiacos de un paciente con la detección del complejo QRS de cada ciclo con diferentes marcadores.

4.3.3. Obtención del EDR

Es posible a partir de la señal de ECG y precisamente justo después del procesado que se ha hecho en las señales que se describe en las secciones 4.3.1 y 4.3.2.

Después de la obtención de las ubicaciones exactas de los picos R de la señal de ECG con sus respectivos valores de amplitud, se procede a procesar la nueva señal formada por estas variables (*señalR*). Debido al bajo número de muestras que tiene *señalR* y la necesidad de más para el objetivo de esta sección, el paso a seguir es realizar una interpolación de la esta señal y aunque es de mucha importancia esta parte del proyecto, ya que no es el objetivo principal de este, no se hará un gran énfasis en la interpolación.

Existen varios métodos para realizar una interpolación, cada uno con diferentes ventajas y desventajas. En la figura 4.7 se pueden ver tres diferentes tipos de interpolación. El primer método de interpolación es con la función *spline*, el segundo es con la función Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial (*pchip*) [39] y el tercer es con el promedio entre *spline* y *pchip*.

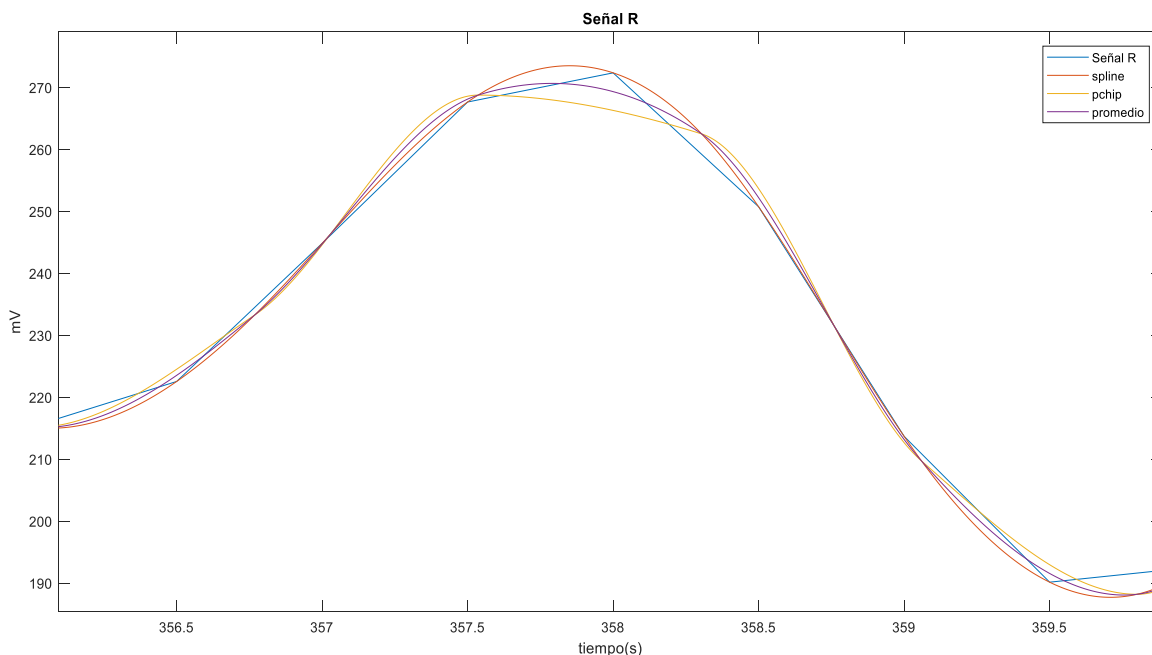


Figura 4.7. Gráfica de un trozo de la señal R y tres tipos de interpolaciones de esta.

El método escogido es el realizado por la función *spline* debido a que esta se adapta de mejor manera a la señal buscada. Después de usada esta función para la interpolación, se obtiene como resultado la señal de la figura 4.8.

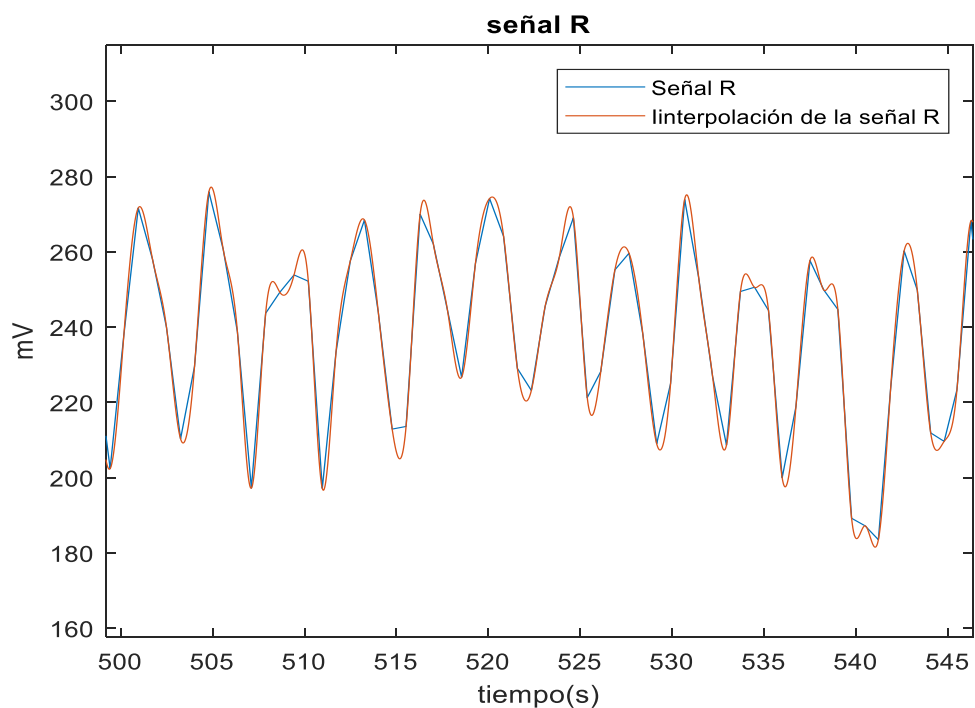


Figura 4.8. Gráfica de la señal R y la señal obtenida a partir de su interpolación.

La figura 4.9 muestra un “stem” de los picos R de la señal de ECG en donde también se puede apreciar la señal obtenida a partir de dichos picos, con esta última interpolada.

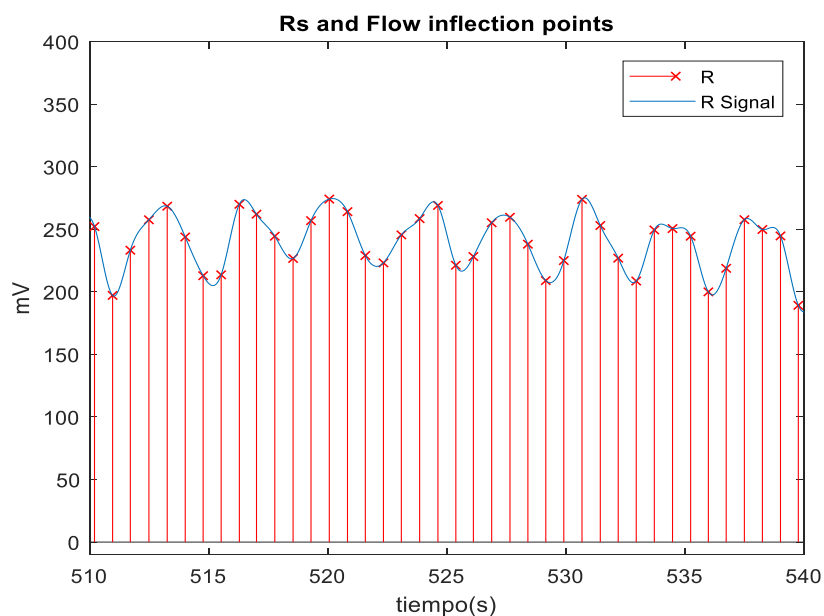


Figura 4.9. Gráfica de los puntos de cada pico R que forman la señal R que ya se encuentra interpolada.

Finalmente, el promedio de la señal R es puesto sobre 0 como se muestra en la figura 4.10 y es cuando se obtiene una aproximación del EDR. Después de aplicado un factor de conversión y aplicado un filtro pasa-altas a 0.05 Hz para remover las tendencias en la señal, esta señal puede llegar a ser una aproximación al volumen de aire respirado por los pacientes a lo largo de los 15 minutos registrados por las señales de electrocardiografía y flujo respiratorio.

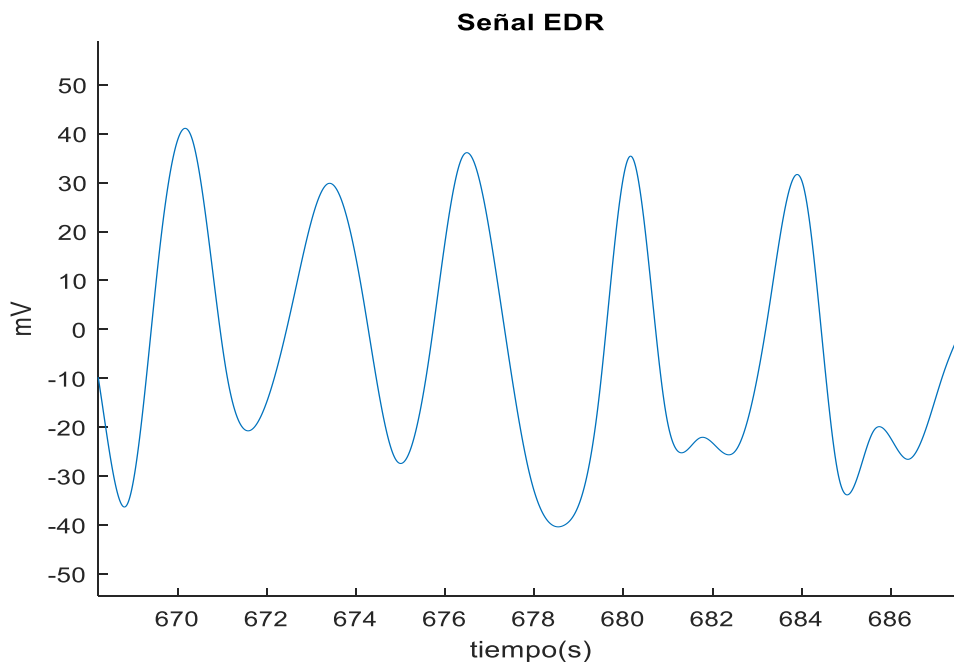


Figura 4.10. Trozo de la gráfica de la señal EDR de uno de los pacientes.

4.4. Procesado de la señal Flujo Respiratorio

Con el procesado de la señal de flujo respiratorio, es posible encontrar varios parámetros muy útiles para el objetivo principal de este trabajo. Es por esto que en este apartado se desarrolla un algoritmo que se adapta muy bien a los requerimientos del procesado de la señal de flujo respiratorio para la obtención de los resultados. Por facilidad del trabajo, el primer y el último ciclo de la señal de flujo registrada son descartados.

4.4.1. Algoritmo de detección de puntos de inflexión

Tal como en el algoritmo de detección del complejo QRS de la señal de ECG explicado en la sección 4.3.2, el algoritmo de detección de los puntos de inflexión de la señal de flujo respiratorio empieza con la búsqueda de los picos, pero esta vez para encontrar lo que sería en esta señal, los puntos de máximo flujo de aire en la inspiración y que no presentan ningún tipo de desplazamiento en ninguno de los

ejes. Debido a variabilidad de las amplitudes de estos picos, se toma un umbral y se encuentra la amplitud y ubicación de cada uno de estos, teniendo en cuenta que dicho umbral, no sería superado únicamente por los picos despreciables en la señal, que son micro-ciclos a no tener en cuenta. Estos micro-ciclos son cambios muy pequeños de inspiración a espiración y viceversa, con amplitudes y tiempos de ciclo despreciables como se ve en la figura 4.11.

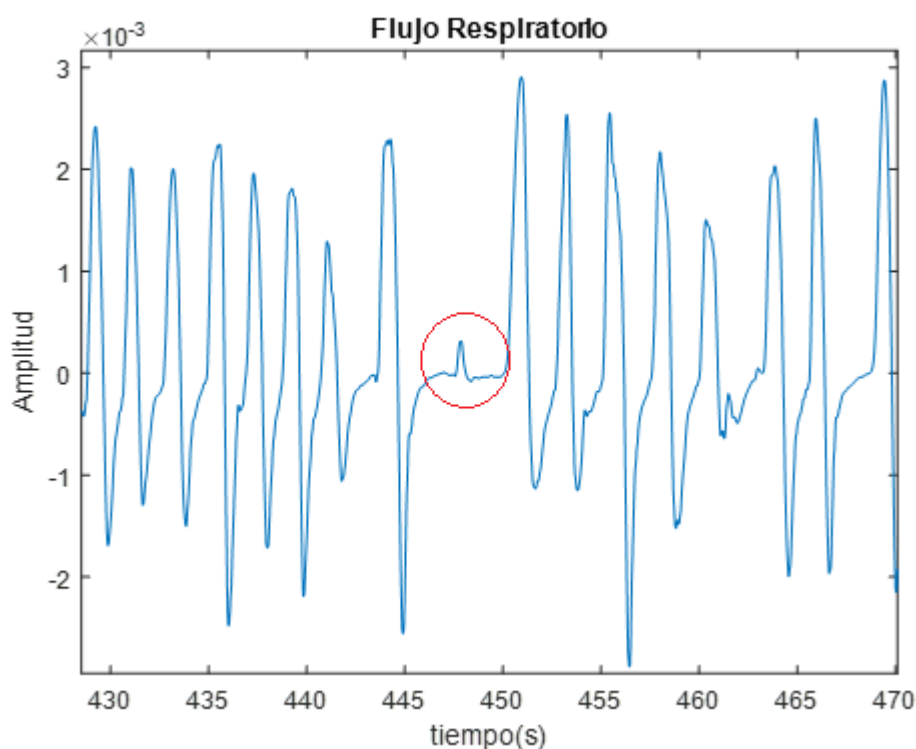


Figura 4.11. Gráfica de flujo respiratorio con un “micro-clico” despreciable resaltado en rojo.

Para una mejor precisión en la detección de los picos, se vuelve a hacer un filtro de amplitudes como el que se hizo con el umbral, pero esta vez con un promediado de los picos más próximos y sin la función “*findpeaks*”. Se extrae el promedio entre los picos próximos del pico evaluando y se vuelve a establecer un umbral (h) que tiene que ser superado por el pico para ser tenido en cuenta, ahora, dicho promedio y umbral aplicado es del 30 % del promedio de la amplitud de los picos próximos (aks).

Para la aplicación del umbral de promedio, lo que se hace es que a partir del segundo hasta el quinto pico, se realiza el promedio del pico evaluando con los siguientes cuatro picos, desde el pico último menos 6 hasta el penúltimo pico se realiza el promedio del pico evaluando con los cinco picos anteriores y desde el sexto pico hasta el pico último menos 7 se realiza el promedio del pico evaluando con los dos picos anteriores y los dos siguientes. El umbral de promedio está dado por la ecuación 4.7.

$$\begin{aligned}
 & \frac{aks(i) + aks(i+1) + aks(i+2) + aks(i+3) + aks(i+4)}{5}, \quad \text{para } i < 5 \\
 h(i) = & \frac{aks(i) + aks(i-1) + aks(i-2) + aks(i-3) + aks(i-4)}{5}, \quad \text{para } i > m-5 \quad (\text{Ec. 4.7}) \\
 & \frac{aks(i) + aks(i+1) + aks(i+2) + aks(i-1) + aks(i-2)}{5}, \quad 5 < i < m-5
 \end{aligned}$$

En donde i es el número de pico evaluando, aks es el vector de amplitudes de los picos y el 30 % de h es el promedio a ser usado como umbral para dicho pico.

Una vez se tiene el promedio y el algoritmo toma la decisión de tener en cuenta uno de los picos evaluando, se generan dos nuevos vectores. El primer vector (g) son los valores que se encuentran desde 2.8 segundos atrás del pico hasta el pico y el segundo vector (gg) son los valores que se encuentran desde el pico hasta 2.8 segundos después. En la figura 4.12 se muestra un esquema explicativo de las longitudes de los vectores gg y g .

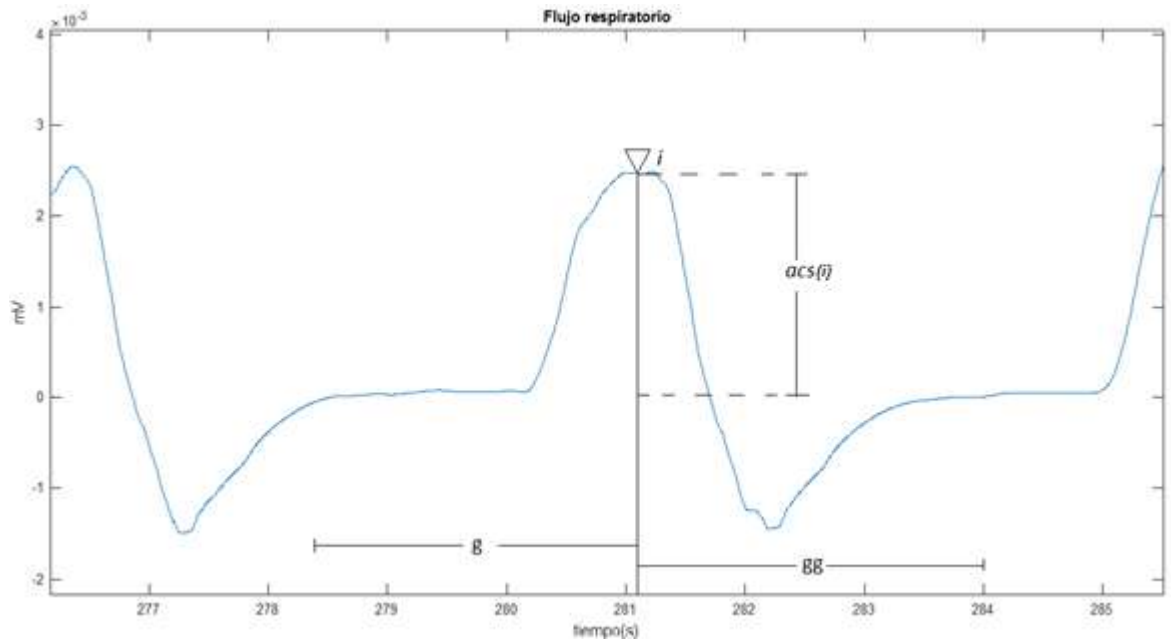


Figura 4.12. Gráfica explicativa de las variables utilizadas para la detección de los puntos de inflexión de un ciclo respiratorio.

Como lo que se pretende encontrar son los puntos de inflexión, o sea, para este caso los puntos en donde ocurre el cambio de inspiración a espiración y de espiración a inspiración que generalmente es cuando se da el paso de la señal de positiva a negativa y de negativa a positiva respectivamente, para el vector gg se procede a buscar la muestra o punto en el que la señal es negativa y el punto

inmediatamente siguiente en tiempo es positivo, indicando el paso de espiración a inspiración. La ubicación de dicho punto se guarda en un vector de posiciones (*sss*). Al contrario que para el vector *gg*, para el vector *g* se busca el punto en el que la señal es positiva y el punto inmediatamente siguiente en tiempo es negativo, indicando el paso de inspiración a espiración y se guarda también su ubicación en un vector de posiciones (*ss*). Los vectores de posiciones *ss* y *sss* guardan las ubicaciones del punto de inflexión correspondiente a cada punto de máxima inspiración. Para ambos casos, o sea, tanto de *gg* como de *g*, puede que existan varios puntos en el vector que cumplan con las características mencionadas debido a los micro-ciclos mencionados y a distintas morfologías de la señal, sin embargo, es guardado para cada vector el valor más cercano al pico.

En la figura 4.13 se puede ver la detección de los puntos de inflexión en la señal de flujo respiratorio, marcando de manera diferente el inicio de la inspiración y el inicio de la espiración.

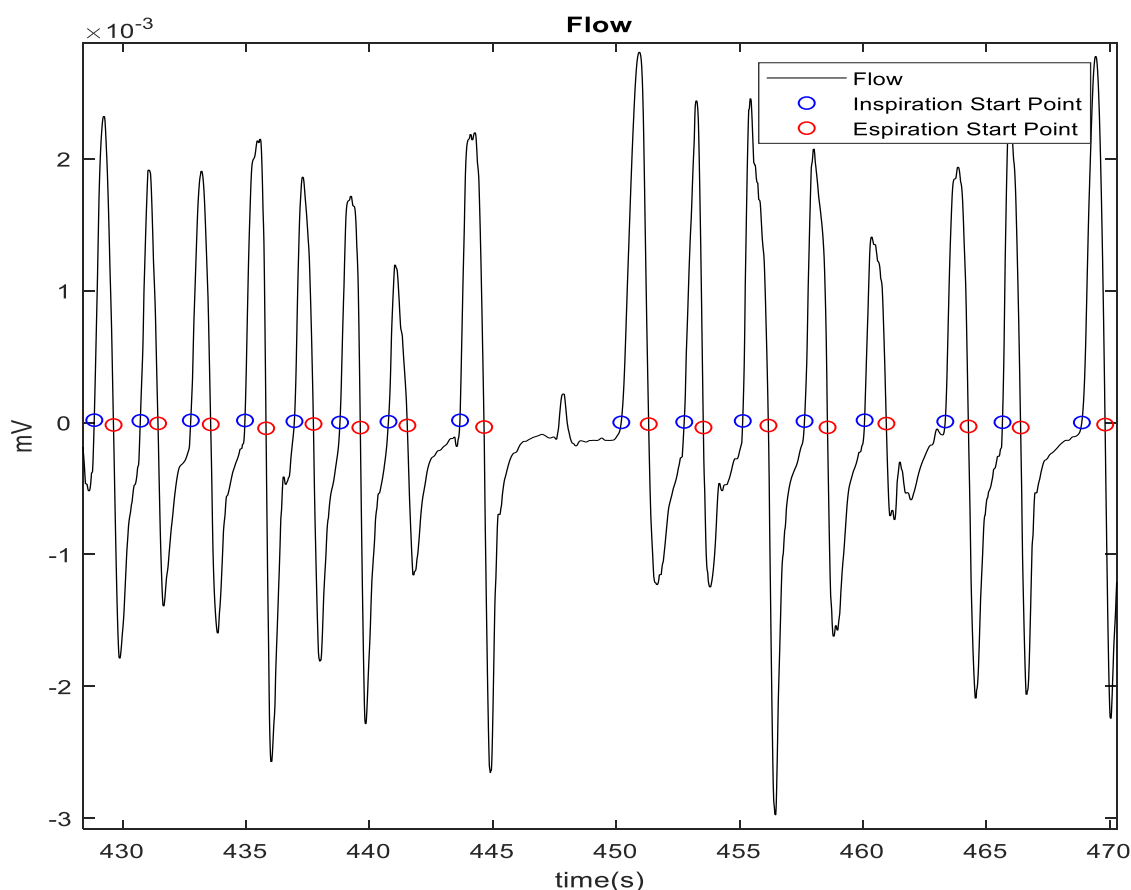


Figura 4.13. Gráfica de la detección de los puntos de inflexión de la señal de flujo respiratorio.

4.4.2. Volumen respiratorio

Es posible encontrar el volumen de la respiración a partir de la señal de flujo respiratorio debido al principio que dice que el flujo es la derivada del volumen, entonces partiendo de esto, si se integra la señal de flujo respiratorio, se puede encontrar una aproximación de la señal de volumen respiratorio como muestra la ecuación 4.8.

$$V(t) = \int_0^T F(t)dt + c \quad (\text{Ec. 4.8})$$

En donde V es el volumen respiratorio, F es el flujo respiratorio y c la constante de integración.

La señal de flujo respiratorio es integrada con la función “cumtrapz” que realiza una integración trapezoidal numérica acumulativa y luego, es filtrada con un filtro pasa-altas a 0.05 Hz para eliminar las líneas de tendencia de la señal. En la figura 4.14 se puede ver la señal de flujo y esta misma después de la integración, es decir, la señal de volumen.

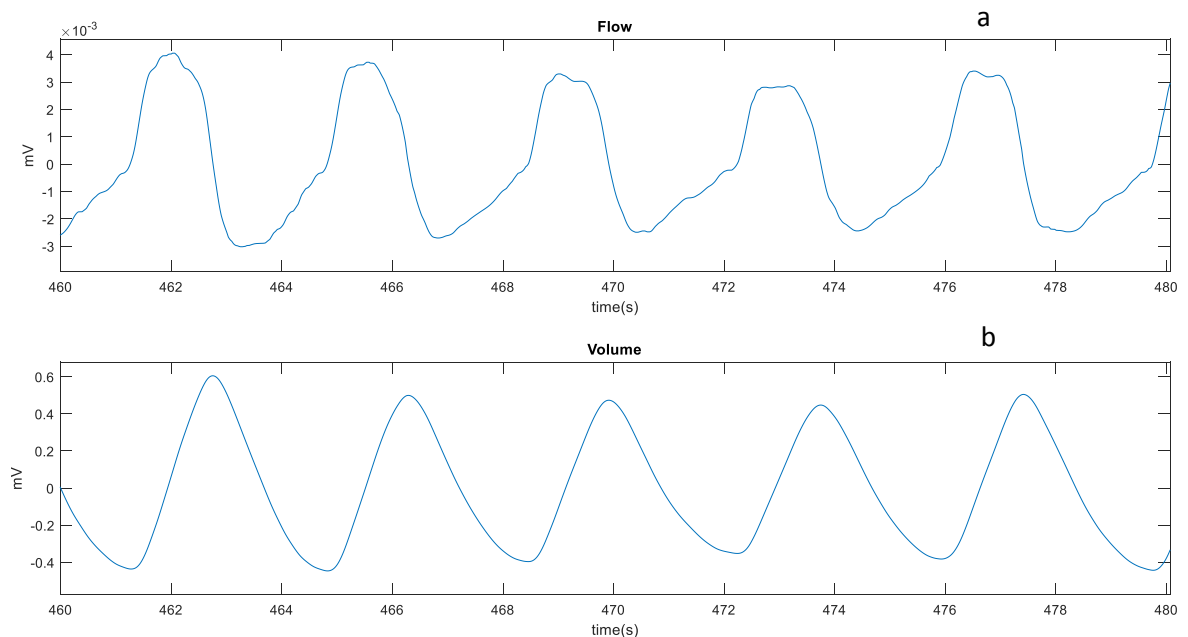


Figura 4.14. a. Gráfica del flujo respiratorio. b. Gráfica del volumen respiratorio a partir del flujo.

En la figura 4.14 se puede ver que la gráfica de la señal del volumen muestra partes negativas. Teóricamente, esto anterior es imposible debido a que no pueden existir volúmenes negativos, sin embargo, después del procesado realizado sobre la señal, por el hecho de ser una aproximación y por facilidad para alcanzar uno de los objetivos de este trabajo, se ha decidido mostrar y tratar esta señal de esta manera.

5. Extracción de parámetros y análisis estadístico

Después de haber realizado el procesamiento y la detección del complejo QRS y los puntos de inflexión en las señales trabajadas más el volumen respiratorio y el EDR, se procede a extraer distintas parámetros de cada uno de los pacientes, estos se muestran en la tabla 5.1.

Tabla 5.1. Tabla de los parámetros temporales y frecuenciales a extraer.

Tipo	Parámetro	Descripción
Temporal	FC	Frecuencia cardiaca
	FR	Frecuencia respiratoria
	HRV	Variabilidad de la frecuencia cardiaca
	RRV	Variabilidad de la frecuencia respiratoria
	Ttot	Tiempo de ciclo respiratorio
	RR	Tiempo de ciclo cardiaco
Frecuencial	PF	Máxima amplitud de PSD de flujo
	PV	Máxima amplitud de PSD de volumen
	PE	Máxima amplitud de PSD de EDR
	FF	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de flujo
	FV	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de volumen
	FE	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de EDR

5.1. Extracción de los parámetros temporales

Para la obtención de la frecuencia cardiaca (fc) que es el número de latidos del corazón por minuto, es necesario primero el cálculo de cada uno de los intervalos de tiempo que hay entre cada latido cardiaco (RR), como se muestra en la figura 5.1. El cálculo de RR se realiza mediante la resta de cada valor del vector RRc , que es el que contiene la ubicación de cada R con el valor de la siguiente posición como lo describe la ecuación 5.1.

$$RR(i) = RRc(i + 1) - RRc(i) \quad (\text{Ec. 5.1})$$

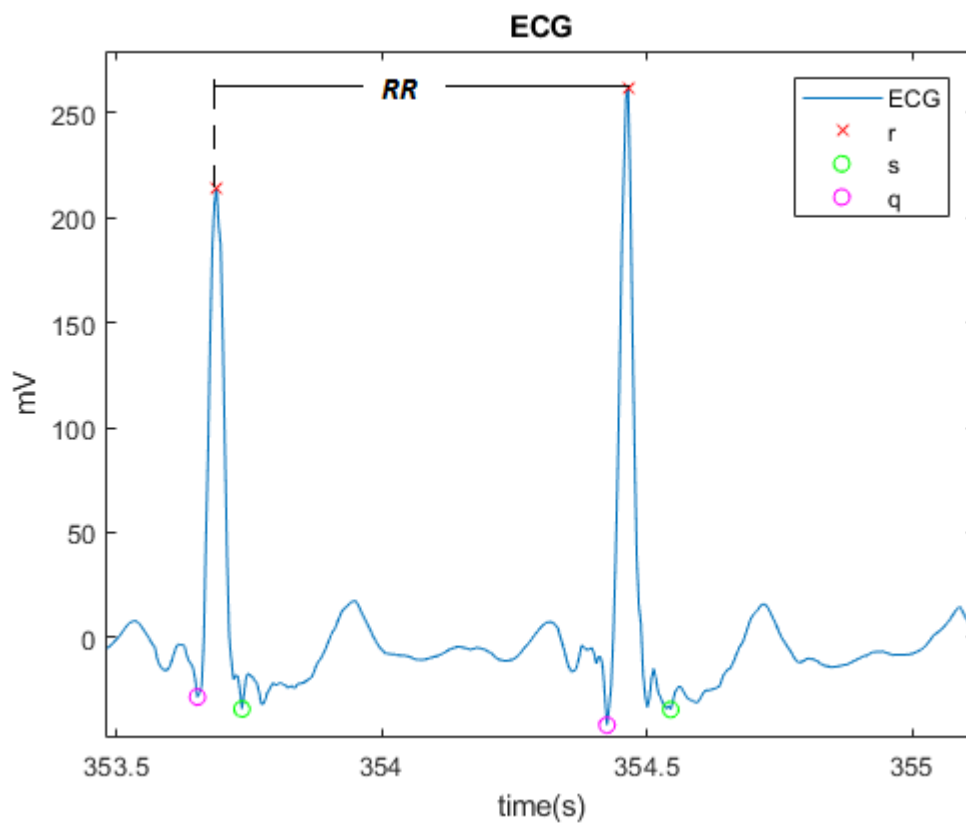


Figura 5.1. Gráfica explicativa de la variable RR .

Una vez obtenido este vector RR , se aplica la ecuación 5.2 para obtener la frecuencia cardiaca pero de cada uno de los ciclos por aparte.

$$fc(i) = \frac{60}{RR(i)} \quad (\text{Ec. 5.2})$$

Así, con el vector fc de frecuencias cardíacas, se realiza un promedio de este vector (ecuación 5.3) [40] y se obtiene la frecuencia cardíaca promedio (FC) del paciente durante los 15 minutos a lo largo de la señal.

$$FC = \frac{1}{i} \sum_{1}^i fc(i) \quad (\text{Ec. 5.3})$$

La obtención de la frecuencia respiratoria que es el número de respiraciones por minuto, es muy similar a la obtención de la frecuencia cardíaca. Para este caso, es necesario el cálculo del vector $Ttot$ que contendrá los intervalos de tiempo que existen entre cada ciclo respiratorio y se obtiene del vector que contiene la posición de cada uno de los inicios de inspiración en la señal de flujo respiratorio ($timeTtot$), aplicando la ecuación 5.4. En la figura 5.2 se puede apreciar la variable $Ttot$ pero además Ti y Te que son los tiempo de inspiración y espiración respectivamente.

$$Ttot(i) = timeTtot(i + 1) - timeTtot(i) \quad (\text{Ec. 5.4})$$

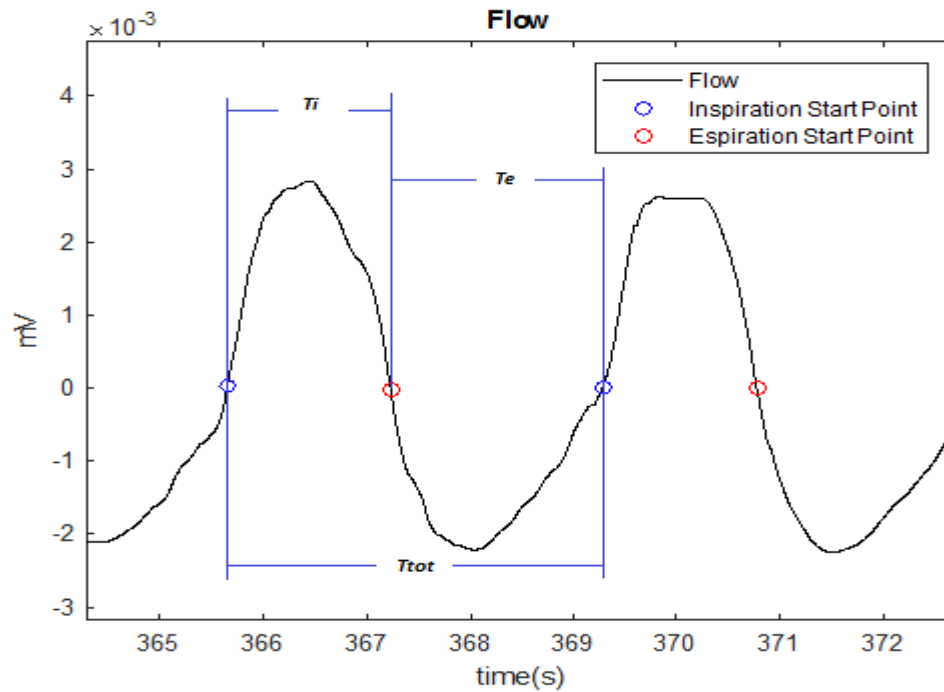


Figura 5.2. Gráfica explicativa de las variables $Ttot$, Ti y Te .

Tal como con el caso de fc , para fr se aplica la ecuación 5.5.

$$fr(i) = \frac{60}{Ttot(i)} \quad (\text{Ec. 5.5})$$

Finalmente se calcula el promedio de todo el vector fr (ecuación 5.6) [40] y se obtiene la frecuencia respiratoria promedio del paciente (FR) durante los 15 minutos a lo largo de la señal.

$$FR = \frac{1}{i} \sum_{i=1}^i fr(i) \quad (\text{Ec. 5.6})$$

Igualmente, a partir de los vectores RR y $Ttot$ también son calculados los datos de variabilidad de la frecuencia cardíaca y variabilidad de frecuencia respiratoria, ya que una de las maneras de obtener estas es a partir de la desviación estándar (ecuación 5.7) [41], y usando esta para los intervalos de tiempo de RR y $Ttot$ con las ecuaciones 5.7 y 5.8.

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^M (x_k - X)^2} \quad (\text{Ec. 5.7})$$

En donde $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_M\}$ son los valores observados de los elementos de muestra, X es el valor medio de estas observaciones, y M es el número de observaciones en la muestra [17]. La desviación estándar es una de las medidas de dispersión estadísticas para un grupo de muestras.

$$HRV = SD(RR) \quad (\text{Ec. 5.8})$$

$$RRV = SD(Ttot) \quad (\text{Ec. 5.9})$$

5.2. Extracción de los parámetros frecuenciales

La densidad espectral de potencia es una herramienta muy usada y útil en el procesamiento de señales biomédicas. Existen varias técnicas para la obtención del PSD de una señal, cada una con ventajas y desventajas dependiendo del fin que se le dará y dependiendo de esta, muestra diferentes tipos de distribución de la potencia contenida en una señal sobre la frecuencia, sin embargo, es imposible calcular exactamente esta distribución mencionada, ya que se requiere un tiempo de integración infinito [24]. Debido a lo anterior, para la obtención de dicha PSD, es completamente necesario el uso de estimaciones de las muestras finitas de las señales con las que se trabaja.

El método utilizado en este trabajo para el análisis espectral es la estimación de la densidad de potencia de Welch que es uno de los métodos no paramétricos de la obtención de la PSD, debido a que hace la estimación directamente de la señal [42]. Este método separa las series de tiempo en varios segmentos para reducir la varianza y usualmente superponiéndolos, después computa un periodograma por cada

uno de los segmentos y luego hace el promedio de las estimaciones del periodograma [43]. La ventana de superposición de los segmentos está dado por la ecuación 5.10 [30].

$$\hat{P}_x^{(i)}(e^{j\omega}) = \frac{1}{DU} \left| \sum_{n=0}^{D-1} x_i(n)w(n)(e^{-j\omega n}) \right|^2, \quad i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (\text{Ec. 5.10})$$

En donde D es la longitud del segmento, $x_i(n)$ es el segmento de datos y $w(n)$ es la ventana temporal de Hamming. Luego, el factor de normalización de la potencia de dicha ventana es U, dado por la ecuación 5.11 [30].

$$U = \frac{1}{D} \sum_{n=0}^{D-1} |w(n)|^2 \quad (\text{Ec. 5.11})$$

Finalmente, la estimación de la densidad espectral de potencia de Welch está dada por la ecuación 5.12 [44].

$$\hat{P}_{x \text{ Welch}}(e^{j\omega}) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} \hat{P}_x^{(i)}(e^{j\omega}) \quad (\text{Ec. 5.12})$$

La densidad espectral de potencia es dividida en segmentos de 30000 muestras y siendo usada una ventana de Hamming de igual número de muestras, lo que equivale a dos minutos de la señal. El número de muestras superpuestas es del 50 % de cada ventana, es decir de 15000 muestras equivalentes a un minuto de la señal y 256 puntos para la transformada discreta de Fourier.

Con la función “pwelch”, se obtienen los vectores de PSD y de frecuencias correspondientes cada una a cada dato del primer vector. Luego de aplicada dicha función, se multiplica el vector de amplitudes como se muestra en la ecuación 5.13 para así obtener un nuevo vector pero ahora en decibelios.

$$p_{xx_{dB}} = 10 \log_{10}(p_{xx}) \quad (\text{Ec. 5. 13})$$

Una vez hecho lo anterior, se procede a buscar el pico más alto en el nuevo vector y para esto se utiliza nuevamente la función “findpeaks” pero ahora con los parámetros de prominencia y de ancho de los picos a detectar, obteniendo así la amplitud y la ubicación en frecuencia de los picos más pronunciados y de mayor amplitud de la señal pero sobre la señal de PSD suavizada con la función *smoothdata* de Matlab® para tener una mejor visualización y facilitar la detección.

En la figura 5.3 se puede ver la estimación PSD de una de la señal de flujo respiratorio de un paciente y la misma suavizada, en donde es detectado el pico máximo mencionado.

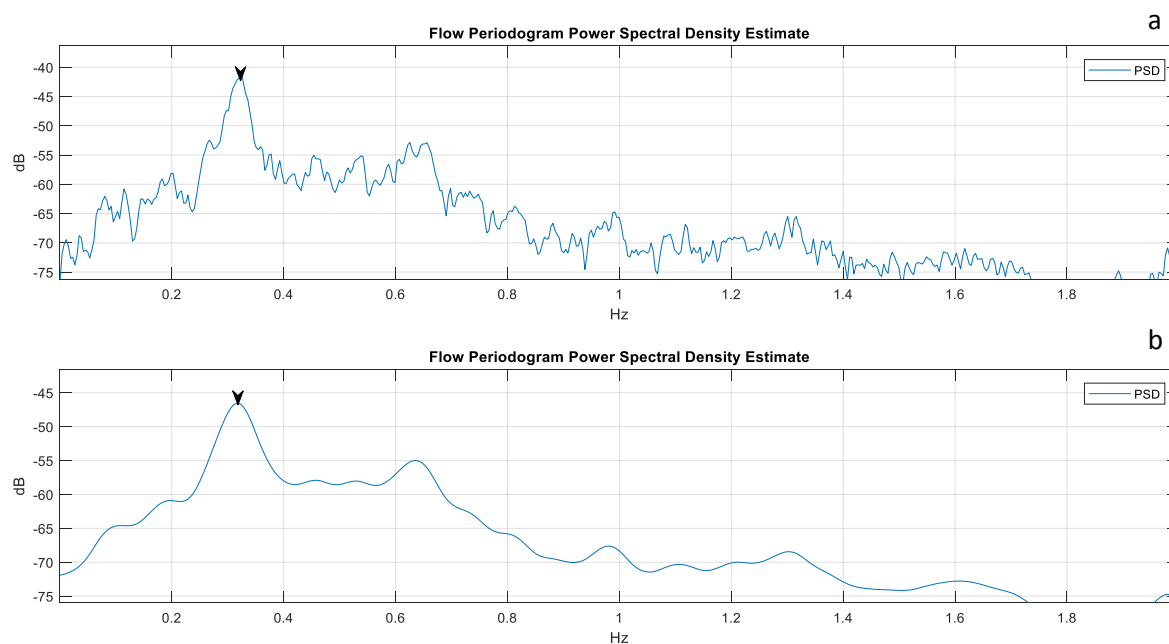


Figura 5.3 a. Gráfica de la estimación de la densidad espectral de potencia del flujo respiratorio de un paciente.
b. Gráfica (a) suavizada.

También, el proceso descrito en esta sección, es realizado para las señales de volumen respiratorio y EDR como se puede ver en la figura 5.4, en donde se hace la detección del pico máximo de igual manera y todo lo anterior, se realiza para las señales de cada uno de los pacientes.

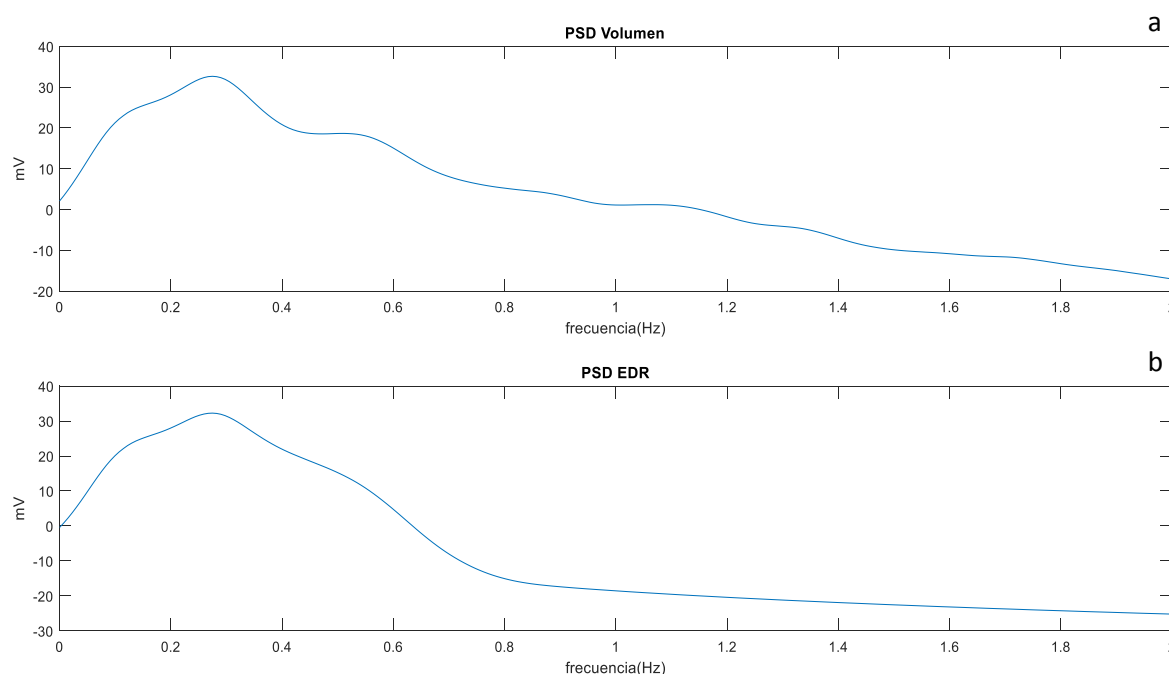


Figura 5.4 a. Gráfica de la estimación de la densidad espectral de potencia del volumen respiratorio de un paciente. b. Gráfica de la estimación de la densidad espectral de potencia del EDR de un paciente.

La figura 5.5 muestra la señal de flujo respiratorio y una superposición de la posición de cada uno de los R del complejo QRS de la señal de electrocardiografía en el mismo tiempo, en la que se pueden realizar conteos a simple vista del número de ciclos cardiacos en cada ciclo respiratorio y de las que son extraídos varios parámetros.

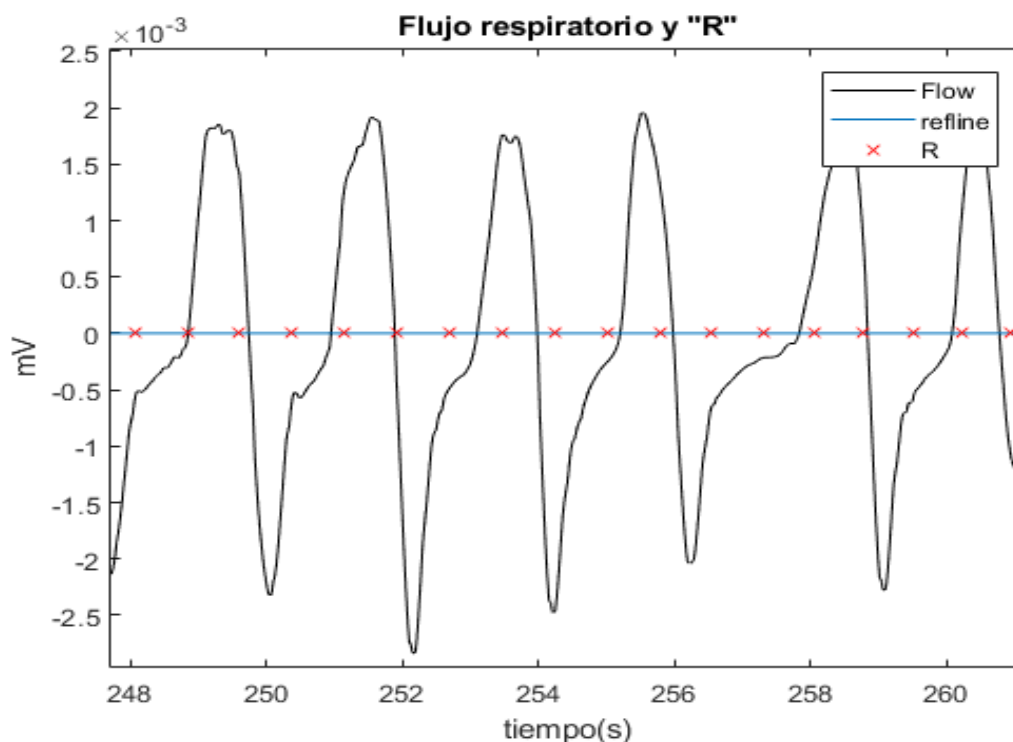


Figura 5.5. Gráfica de flujo respiratorio con las marcas de cada ciclo cardiaco de un paciente.

Luego de la extracción de los parámetros anteriores, al igual que en la sección 4.3.3 de la adquisición del EDR, se realiza una interpolación de tipo *spline* de los vectores *Ttot* y *RR* para luego hacer un remuestreo a 2 Hz. Esto se hace con las funciones *spline* y *downsample* respectivamente. Lo anterior es hecho para poder relacionar "punto por punto" estos dos parámetros y obtener un mejor análisis de las variables. La gráfica de los parámetros de *Ttot* y *RR* a 2 Hz de uno de los pacientes se muestra en la figura 5.6.

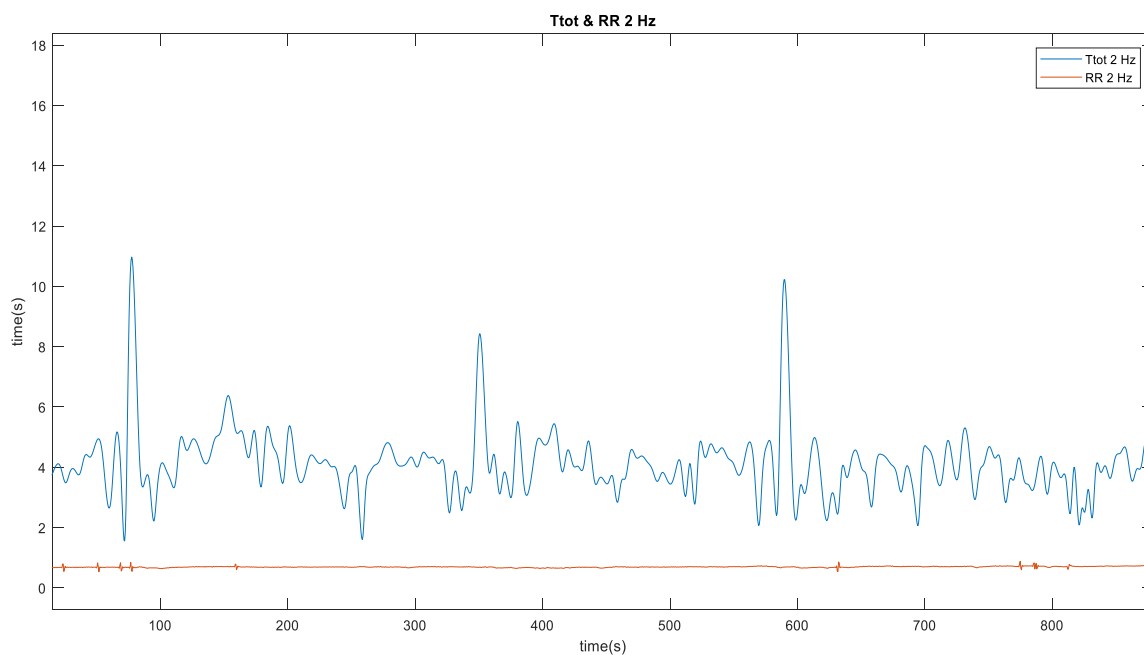


Figura 5.6. Gráfica de las variables Ttot y RR de un paciente.

La figura 5.7 muestra en un paciente, la relación de los parámetros RR y Ttot “punto a punto” de la figura 5.6 indicando también el centroide de la distribución.

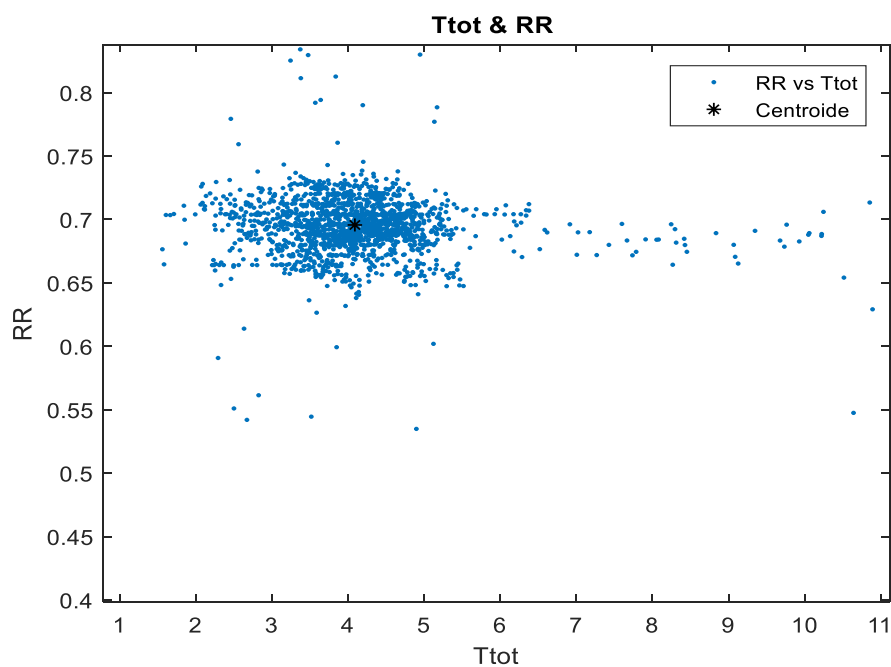


Figura 5.7. Gráfica de la relación punto a punto de las señales RR y Ttot de un paciente con el respectivo centroide de la distribución.

5.3. Parámetros estadísticos

Luego de obtenidos FC y FR, son extraídos los parámetros de desviación estándar para los vectores fr y fc , y de promedio, desviación estándar, rango intercuartil y la curtosis de los vectores fr , fc , T_{tot} , HRV , RRV y RR con las funciones *mean*, *std*, *iqr* y *kurtosis*. Para el cálculo de la media estadística y la desviación estándar son utilizadas las fórmulas de la ecuación 5.3 y 5.7 respectivamente. En la tabla 5.2 se muestran los parámetros estadísticos a ser extraídos de los parámetros de la tabla 5.1.

Tabla 5.2. Tabla de los parámetros estadísticos a extraer de los parámetros de la tabla 5.1.

<u>Parámetro</u>	<u>Descripción</u>
\bar{x}	<i>Promedio</i>
SD	<i>Desviación estándar</i>
IQR	<i>Rango intercuartil</i>
K	<i>Curtosis</i>

El rango intercuartil o rango intercuartílico, al igual que la desviación estándar, es una medida de dispersión estadística. Esta medida es la diferencia entre el tercer cuartil y el primer cuartil de un conjunto de datos como muestra la ecuación 5.14 [45]. El primer cuartil es la mediana de la primera mitad de los valores y el tercero es la mediana de la segunda mitad. Este valor sirve para saber qué tan dispersos se encuentran los valores [46].

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (\text{Ec. 5.14})$$

La curtosis es una medida que representa la distribución de la probabilidad de los datos alrededor del promedio definiendo tendencias de estos y diciendo qué tan cerca lo lejos están de dicho promedio [47]. La fórmula utilizada para la curtosis de los datos es la de la ecuación 5.15.

$$k = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma} \quad (\text{Ec. 5.15})$$

Donde μ es la media de x , σ es la desviación estándar de x , y $E(t)$ representa el valor esperado de la cantidad t [48].

5.4. Clustering

Se procede a realizar un clúster o agrupación de pacientes por medio de la relación entre los promedios de cada uno de ellos de dos de las variables extraídas. La distribución de estas variables que contienen los parámetros de los pacientes se pueden apreciar en la figura 5.8, en la que cada uno de los datos pertenece a cada centroide de cada paciente como el que se muestra en la figura 5.7.

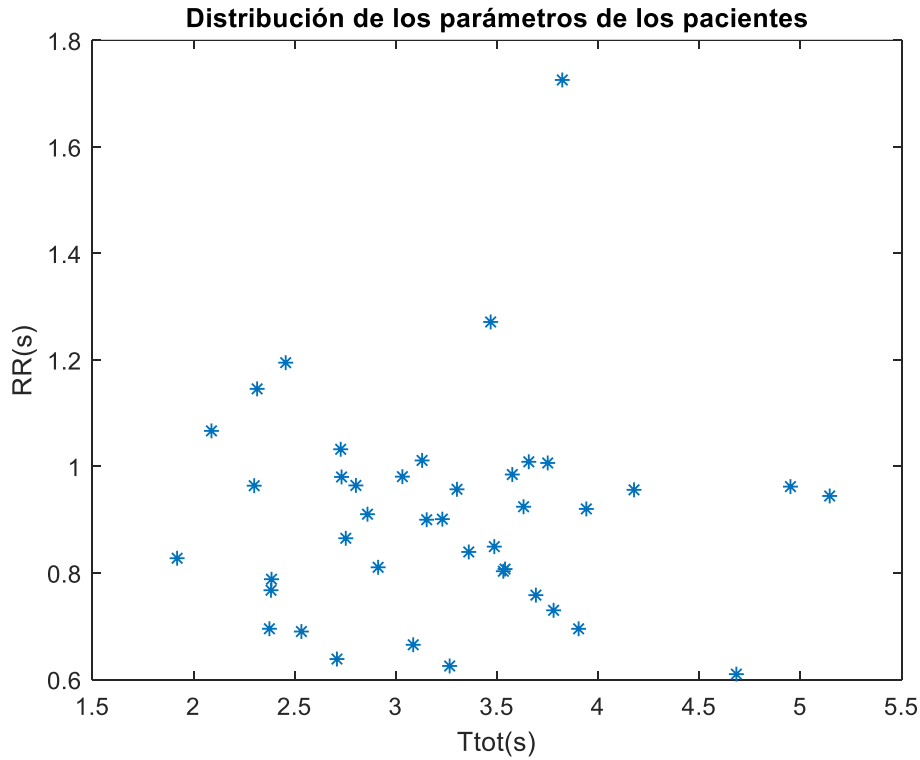


Figura 5.8. Gráfica de la distribución de los promedios de las variables RR y Ttot de todos los pacientes.

Los clúster utilizados separan los pacientes en dos grupos por medio de la ubicación del mismo número de centroides que son escogidos dependiendo de la distribución de las muestras por el algoritmo *k-means ++* [49]. Este es un algoritmo que utiliza heurística para encontrar los centroides, el primero a través de la distancia euclidiana cuadrada y el segundo a través del valor de uno menos el coseno del ángulo entre los puntos. Esto anterior como se describe en la ecuación 5.16 y la ecuación 5.17 respectivamente.

$$d(x, c) = (x - c)(x - c)' \quad (\text{Ec. 5.16})$$

$$d(x, c) = 1 - \frac{xc'}{\sqrt{(xx')(cc')}} \quad (\text{Ec. 5.17})$$

En donde x es una observación (es decir, una fila de la matriz en donde se encuentran las variables relacionadas) y c es un centroide (un vector de fila) [49].

Ambos métodos mencionados realizan diez iteraciones para asegurarse de que los dichos centroides obtenidos son los que más precisos. Luego de hallados, el algoritmo calcula las distancias de cada una de las muestras hasta cada centroide y los agrupa por mínimas distancias.

Los parámetros relacionados para el clustering descrito en la parte anterior, son los de RR y T_{tot} por medio de la función “*kmeans*”.

5.5. Prueba estadística

Después de la caracterización de los dos grupos de pacientes mediante el procedimiento de la sección 3.6 se procede a aplicar el test de Kolmogorov-Smirnov de dos muestras que es una prueba no paramétrica de hipótesis que evalúa la diferencia entre las funciones de distribución acumulada (CDF) de la distribución de dos vectores con datos de muestra. Este test utiliza la máxima diferencia absoluta entre el CDF de la distribución de los dos vectores de datos. La estadística del test está dada por la ecuación 5.18 [50].

$$D^* = \max_x (|\widehat{F}_1(x) - \widehat{F}_2(x)|) \quad (\text{Ec. 5.18})$$

Donde $\widehat{F}_1(x)$ es la proporción de valores del grupo 1 menor o igual a x y $\widehat{F}_2(x)$ es la proporción de valores del grupo 2 menor o igual a x .

La hipótesis nula es que los pacientes del grupo 1 y del grupo 2 pertenecen a una misma distribución continua y la hipótesis alternativa es que los pacientes del grupo 1 y del grupo 2 son de diferentes distribuciones continuas. Con la función *kstest2* es realizada esta prueba, con un valor de alfa o de nivel de significancia de 0.05. Si el resultado del *valor p* es menor a dicho 0.05, significa que la hipótesis nula es rechazada y si es mayor, indica el fallo del rechazo de la hipótesis nula [51].

Estas pruebas o tests mencionados anteriormente, fueron aplicados sobre todos los parámetros obtenidos del grupo 1 con los del grupo 2, es decir, sobre la máxima amplitud del PSD y frecuencia pico de PSD de las señales de flujo respiratorio, volumen respiratorio y EDR, como también sobre el rango intercuartílico, curtosis, promedio y desviación estándar de los parámetros de HRV , RRV , RR , T_{tot} , FC y FR de un grupo, comparados con los mismos parámetros del otro grupo.

6. Resultados

A continuación se presentan los resultados de la agrupación de los pacientes por los dos métodos de clúster, de las pruebas estadísticas aplicadas a los parámetros extraídos y su relación.

Tabla 6.1. Tabla de la media estadística de los parámetros temporales que serán analizados.

	\bar{x}	\overline{SD}	\overline{IQR}	\bar{K}
FC	64,244	8,200	8,147	27,771
FR	18,333	2,548	2,692	6,851
TTOT	2,945	0,107	0,538	30,150
RR	0,814	0,645	0,101	20,837
HRV	0,107	0,102		
RRV	0,645	0,518		

Tabla 6.2. Tabla de la media estadística y desviaciones estándar de los parámetros frecuenciales que serán analizados.

	\bar{x}	\overline{SD}
PF	-41,917	14,039
PV	31,812	10,096
PE	30,488	4,097
FF	0,307	0,122
FV	0,327	0,082
FE	0,301	0,080

6.1. Clúster de distancia euclidiana cuadrada y prueba de Kolmogorov-Smirnov

En la figura 6.1 se puede ver la distribución de los pacientes según los parámetros de RR y Ttot al igual que en la figura 5.8, pero esta vez con unos marcadores de colores que representan los dos grupos seleccionados por el clúster de distancia euclidiana cuadrada, siendo para este caso el grupo 1 los pacientes que pertenecen a los puntos rojos y el grupo 2 los pacientes que pertenecen a los puntos azules.

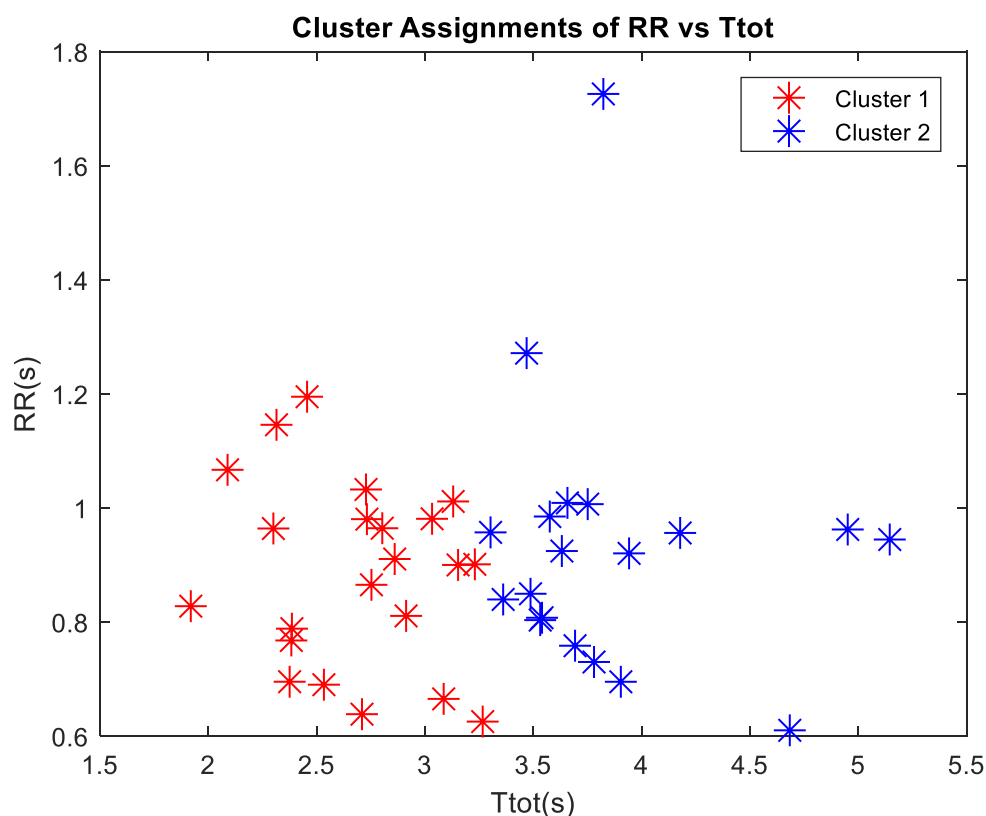


Figura 6.1. Gráfica de los parámetros RR y Ttot de cada paciente y su clasificación por grupos.

Se puede observar que la selección hecha por el clúster da más relevancia al parámetro Ttot que a RR, es decir, que el criterio de selección de grupos para este caso, es este parámetro.

Una vez obtenidos los grupos, se procede a realizar la prueba estadística de mencionada en la sección 5.5 de Kolmogorov-Smirnov con los parámetros de cada paciente de cada grupo. Los resultados estadísticamente significativos se muestran a continuación.

Tabla 6.3. Tabla de promedio \pm desviación estándar de los parámetros de ambos grupos con valor estadístico significativo.

		G1	G2	p
FR	$\bar{X} \pm SD$	22,217 \pm 5,931	14,952 \pm 5,210	< 0.001
T_{Tot}	$\bar{X} \pm SD$	2,571 \pm 0,671	3,495 \pm 1,263	< 0.001
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,307 \pm 0,105	0,806 \pm 0,688	< 0.001
RRV	$\bar{X} \pm SD$	0,406 \pm 0,143	0,937 \pm 0,626	< 0.001
FF	$\bar{X} \pm SD$	0,374 \pm 0,1	0,248 \pm 0,091	< 0.001
FV	$\bar{X} \pm SD$	0,385 \pm 0,059	0,26 \pm 0,047	< 0.001
FE	$\bar{X} \pm SD$	0,341 \pm 0,081	0,254 \pm 0,047	< 0.001

Como se puede observar en la tabla 6.3 los parámetros de FR, Ttot, IQR de Ttot, RRV, FF, FV y FE, presentan un valor p menor a 0.05, lo que indica, según la sección 5.5, que la hipótesis nula es rechazada, siendo esta que los pacientes del grupo 1 y los pacientes del grupo 2, pertenecen a una misma distribución continua, según estos parámetros indicados.

6.2. Clúster de distancia por ángulo y prueba de Kolmogorov-Smirnov

En la figura 6.4 se puede ver la distribución de los pacientes según los parámetros de RR y Ttot al igual que en la figura 5.8, pero esta vez con unos marcadores de colores que representan los dos grupos seleccionados por el clúster de distancia por ángulo, siendo para este caso el grupo 1 los pacientes que pertenecen a los puntos rojos y el grupo 2 los pacientes que pertenecen a los puntos azules.

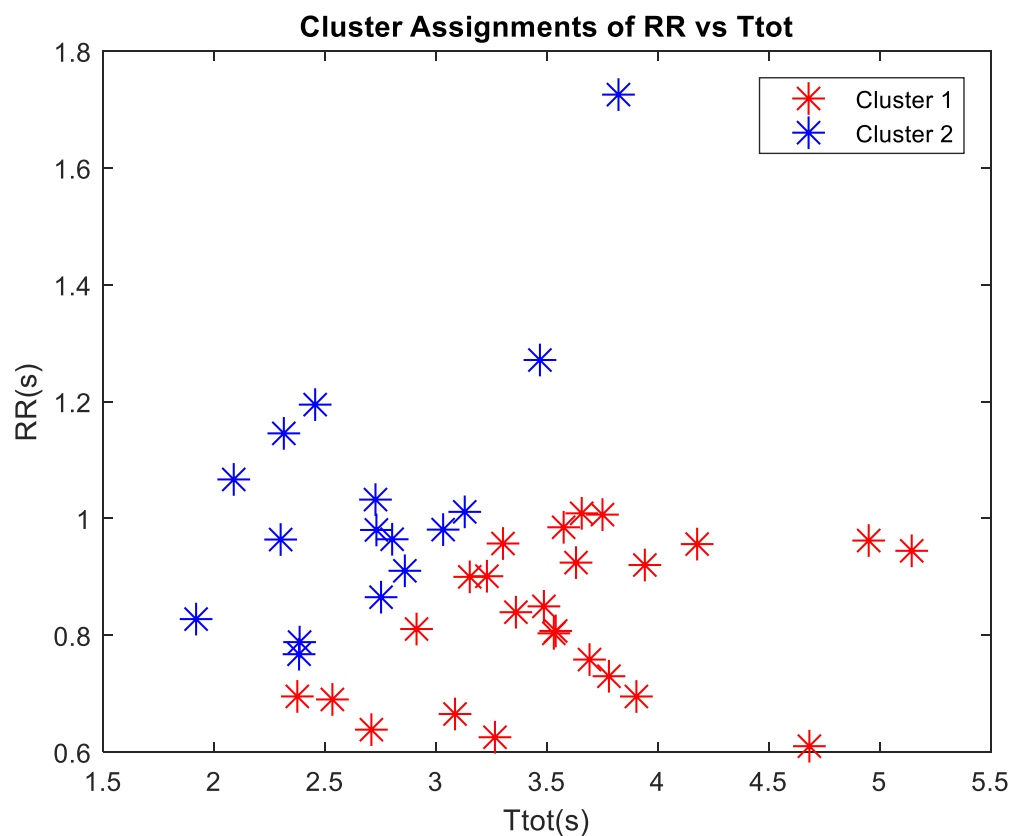


Figura 6.4. Gráfica de los parámetros RR y Ttot de cada paciente y su clasificación por grupos por ángulo.

En la figura 6.4 se puede observar que la selección hecha por el clúster tiene una inclinación por el parámetro Ttot como criterio más que por RR, sin embargo, este criterio de selección de grupos no es tan marcado como lo es en el caso de la sección 6.1.

Una vez obtenidos los grupos, se procede a realizar la prueba estadística de mencionada en la sección 5.5 de la prueba de Kolmogorov-Smirnov con los parámetros de cada paciente de cada grupo. Los resultados estadísticamente significativos se muestran a continuación.

Tabla 6.4. Tabla de promedio \pm desviación estándar de los parámetros de ambos grupos con valor estadístico significativo.

		G1	G2	p
FR	$\bar{X} \pm SD$	16,740 \pm 5,721	20,722 \pm 8,463	0,001
RR	$\bar{X} \pm SD$	0,827 \pm 0,129	1,031 \pm 0,232	0,001
T_{Tot}	$\bar{X} \pm SD$	3,310 \pm 1,150	2,398 \pm 0,990	< 0,001
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,678 \pm 0,638	0,319 \pm 0,137	0,022
RRV	$\bar{X} \pm SD$	0,779 \pm 0,562	0,445 \pm 0,374	0,015
FF	$\bar{X} \pm SD$	0,278 \pm 0,099	0,351 \pm 0,143	< 0,001
FV	$\bar{X} \pm SD$	0,287 \pm 0,064	0,389 \pm 0,071	< 0,001

Como se puede observar en la tabla 6.4, los parámetros de FR, RR, Ttot, IQR de Ttot, RRV, FF y FV, presentan un valor p menor a 0.05, lo que indica, según la sección 5.5, que la hipótesis nula es rechazada, siendo esta que los pacientes del grupo 1 y los pacientes del grupo 2, pertenecen a una misma distribución continua, según estos parámetros indicados.

6.3. Análisis

Para el caso de las pruebas estadísticas a las variables por el clúster de distancia euclidiana cuadrada (sección 6.1), los parámetros de FR, Ttot, IQR de Ttot, RR, FF y FV, son parámetros extraídos a partir de la señal de flujo respiratorio y teniendo en cuenta lo dicho anteriormente acerca de que el clúster realizado priorizaba la variable Ttot, es razonable que varios de los parámetros provenientes del flujo presenten estos resultados, sin embargo, el parámetro de FE es extraído a partir de la señal de ECG y presenta también un valor p menor a 0.05.

En la tabla 6.2 se puede ver que de los parámetros estadísticamente significativos de FR, Ttot, IQR de Ttot, RRV, FF y FV fueron extraídos de las señales de flujo respiratorio, sin embargo, el parámetro RR fue extraído de la señal de ECG, al igual que sucede en la sección 6.1 con uno de los parámetros.

A partir de los resultados mostrados en las secciones 6.3 y 6.4, se puede ver que existe una relación estrecha entre estas variables, es decir, las extraídas a partir de la señal de flujo respiratorio con las extraídas de la señal de ECG.

En la figura 6.2 se puede ver la gráfica de la señal de volumen respiratorio y la señal de EDR de uno de los pacientes. A simple vista, estas son muy similares, sin embargo, después de extraído el PSD de ambas señales y superpuesto, se puede ver en la gráfica 6.3 que desde cero hasta un poco antes de los 0.4 Hz, la estimación densidad espectral de potencia de estas señales, es casi idéntica.

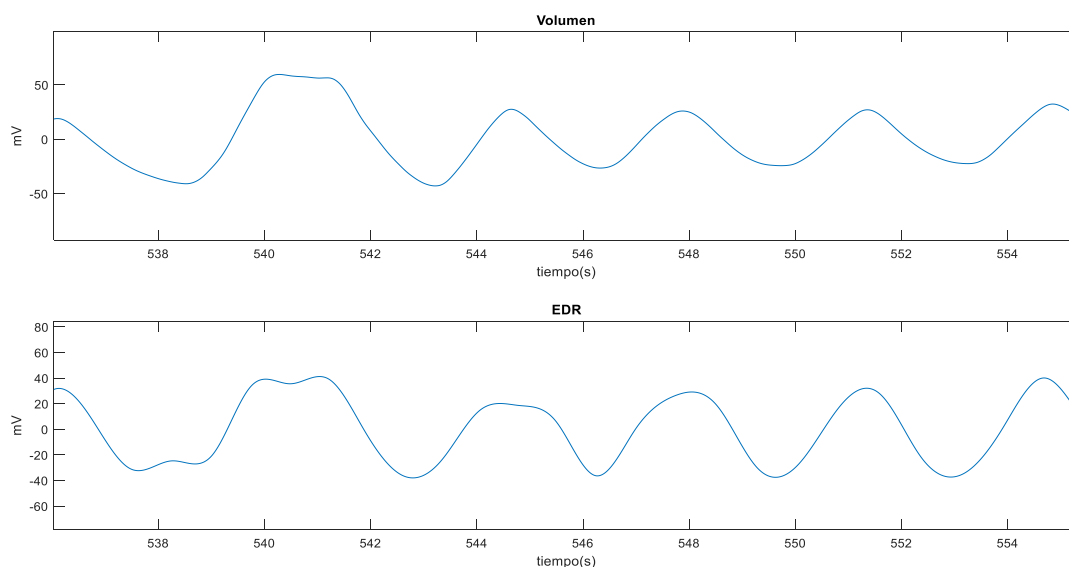


Figura 6.2. Gráfica de la señal de volumen y EDR de un paciente.

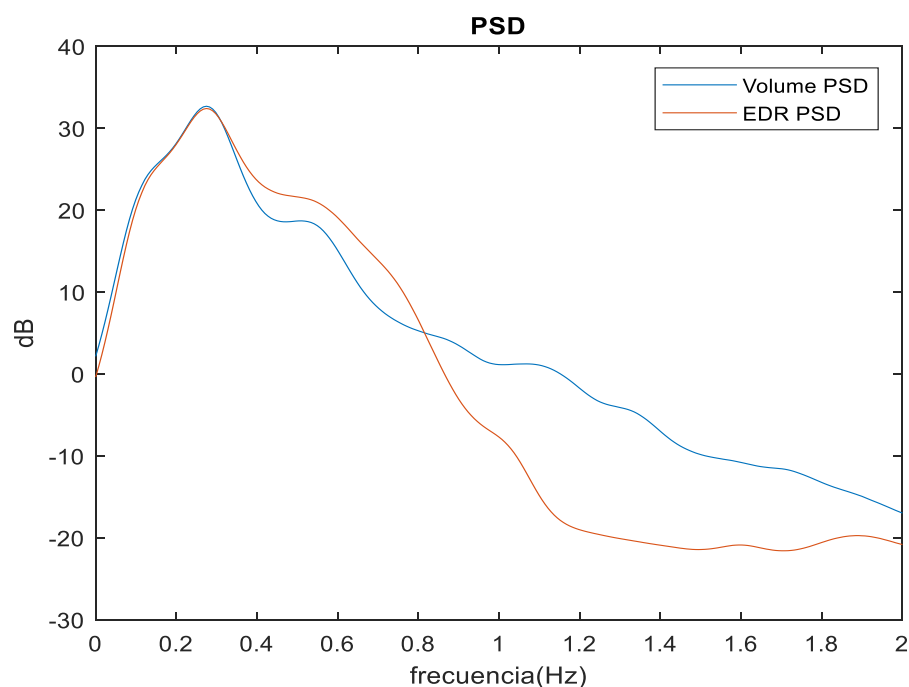


Figura 6.3. Gráfica del PSD de la señal de volumen y EDR de un paciente.

Esta relación del volumen con el EDR se puede observar en la mayoría de los pacientes, sin embargo, varios de los pacientes no presentan morfologías en las señales tan parecidas. Esto anterior es posible que se deba a que los pacientes pueden presentar distintas capacidades pulmonares y que la piel no presente los cambios en su impedancia por el volumen de aire, tan marcados como en otros paciente.

7. Análisis del impacto ambiental

Debido a la naturaleza del proyecto, este no tiene un impacto ambiental directo, sin embargo, es posible que con el desarrollo de nuevos proyectos a partir de este trabajo, se generen futuros impactos ambientales considerables, como podría serlo el desarrollo de un equipo médico el cual incluya lo hecho o por la implementación del tipo de análisis descrito en una red de salud. Además, el proyecto puede ser de gran utilidad para la prevención y el diagnóstico de enfermedades en pacientes mayores, lo cual tendría efecto ambiental al momento de mejorar la calidad de vida de los pacientes evitando así el uso de varios equipos médicos y no obstante, disminuyendo el consumo de energía, el uso de materiales no reciclables y emisiones.

8. Conclusiones

Los objetivos del estudio de los sistemas cardiaco y respiratorio, de diseño de algoritmos para la caracterización de pacientes y el análisis de interacciones cardiorrespiratorias, se alcanzaron de manera exitosa ya que los resultados de los métodos y las pruebas estadísticas indican que por más que se hubiesen hecho dos tipos distintos de agrupaciones, hay parámetros tanto de la señal de ECG como de la de flujo respiratorio que pueden ser comunes en los grupos para la clasificación de pacientes. Aunque las agrupaciones tuviesen inclinación por un parámetro de la señal de flujo respiratorio, parámetros del ECG respondieron de manera positiva a la clasificación, mostrando que existe entre estos parámetros una interacción, no obstante, una interacción cardiorrespiratoria. También, el hecho de que varios de los parámetros estudiados no presentasen valores estadísticamente significativos, no muestra que no tengan ningún tipo de relación en la actividad cardiorrespiratoria y tal vez, si no hubiese sido aplicado un rango de confianza tan estricto, varios de los resultados podrían cambiar y dichos parámetros podrían mostrar más relaciones del ECG con el flujo respiratorio.

Por otra parte, los algoritmos diseñados pueden ser usados en todo tipo de poblaciones debido a las características tomadas y su efectividad en este trabajo, sin embargo, la investigación requiere de más estudio. El uso de más herramientas como la densidad espectral de potencia con diferentes características a las aplicadas, a más parámetros del estudio, podría lograr encontrar nuevas variables de más relevancia para la clasificación de pacientes que pudiesen revelar más tipos de interacciones para la determinación de posibles patologías en ellos y así, llegar a aplicar dichos algoritmos en la medicina actual.

9. Presupuesto del proyecto

El presupuesto es dividido en tres partes:

- **Materiales:** Incluye licencias de software y equipamiento.
- **Personal:** Incluye el total de horas invertidas en el proyecto.
- **Presupuesto Global:** Resumen del costo total.

9.1. Materiales

Costo de los materiales utilizados para la implementación del proyecto.

Tabla 10.1. Tabla del presupuesto por materiales.

ITEM	UNIDADES	DURABILIDAD [AÑOS]	TOTAL
MATLAB® FULL LICENCE	1	1	405 €
OFFICE 2016	1	1	119 €
Ordenador HP ENVY	1	4	800 €
			1324 €

9.2. Personal

Horas trabajadas por el estudiante y el tutor en cada tarea.

Tabla 10.2. Tabla del presupuesto para el estudiante.

TAREA	COSTO [€]	HORAS	TOTAL
PLANEACIÓN DEL PROYECTO	25	10	250 €
DOCUMENTACIÓN E INVESTIGACIÓN	25	100	2500 €
PROGRAMACIÓN	25	300	7500 €

REDACCIÓN	25	150	3750 €
REUNIONES	25	40	1000 €
			15000 €

Tabla 10.3. Tabla del presupuesto para el tutor.

TAREA	COSTO [€]	HORAS	TOTAL
REUNIONES	60	30	1800 €
GUÍA DEL PROYECTO	60	10	600 €
			2400 €

9.3. Global

Costo total del Proyecto.

Tabla 10.4. Tabla del costo total del proyecto

ITEM	COSO TOTAL
MATERIALES	1324 €
TRABAJO DEL ESTUDIANTE	15000 €
TRABAJO DEL TUTOR	2400 €
	18724 €

Bibliografía

- [1] World Health Organization, "*The top 10 causes of death*". [Online]. Disponible: <http://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>. [Acceso el 01 Feb 2018].
- [2] World Health Organization, "*Las enfermedades respiratorias a menudo no son diagnosticadas*". [Online]. Disponible: <http://www.who.int/respiratory/es/>. [Acceso el 10 Ene 2018].
- [3] World Health Organization, "*Enfermedades cardiovasculares*". [Online]. Disponible: [http://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](http://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) . [Acceso el 01 Feb 2018].
- [4] F. Gómez, L. Yábar, "*Diseño y desarrollo de un prototipo para la obtención indirecta de la Derivación Bipolar II del ECG a través de la señal fotopletimográfica*". IV Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health. Vol 18, pp. 468, Isla de Margarita, Venezuela: Müller-Karger Wong La cruz, 2007 [Online]. Disponible: https://books.google.es/books?id=opVHEBkolUC&printsec=frontcover&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false. [Acceso el 23 Feb 2018].
- [5] A. Tortosa i Moreno, J. Reiriz Palacios "*SISTEMA CARDIOVASCULAR: ANATOMÍA*". [Online]. Disponible: <https://www.infermeravirtual.com/files/media/file/100/Sistema%20cardiovascular.pdf?1358605522>. [Acceso el 23 Feb 2018].
- [6] Periódico de Salud, "*Sistema circulatorio – Que es, función, partes, enfermedades*". [Online]. Disponible: <https://periodicosalud.com/sistema-circulatorio-que-es-funcion-partes-enfermedades/>. [Acceso el 24 Feb 2018].
- [7] A. Guyton, J. Hall, "*Textbook of medical physiology*", 11ª ed. Madrid: McGraw-Hill Interamericana, 2006.
- [8] L. Cromwell, F. Weibell, E. Pfeiffer, "*Biomedical instrumentation and measurements*", 2ª ed. Englewood Cliffs (New Jersey): Prentice-Hall, 1980.
- [9] Texas Heart Institute, "*Anatomy of the Heart and Cardiovascular System*". [Online]. Disponible: <https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/anatomy-of-the-heart-and-cardiovascular-system/>. [Acceso el 27 Mar 2018].

- [10] Texas Heart Institute, "*Heart Anatomy*". [Online]. Disponible: <https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/heart-anatomy/>. [Acceso el 27 Mar 2018].
- [11] E. Delgado, "*GUÍA DIDÁCTICA DE ELECTROCARDIOGRAFÍA BÁSICA PARA ESTUDIANTES DE ENFERMERIA*", UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL LISANDRO ALVARADO, 2011. [Online]. Disponible: <http://www.ucla.edu.ve/dmedicin/DEPARTAMENTOS/fisiologia/Material%20Delgado/GUIA%20EKG.pdf>. [Acceso el 10 Feb 2018].
- [12] R. Marcano, "*ELECTROCARDIOGRAMA*". [Online]. Disponible: <http://www.medicinapreventiva.com.ve/ekg.htm>. [Acceso el 20 Dic 2018].
- [13] J. Santos (2016, Feb 26), "*Electrocardiograma*". [Online]. Disponible: <http://enfermeriapracticaavanzada.blogspot.com.es/2016/02/electrocardiograma-v.html>. [Acceso el 15 Ene 2018].
- [14] Cables and Sensors, "*12-Lead ECG Placement Guide with Illustrations*". [Online]. Disponible: <https://www.cablesandsensors.com/pages/12-lead-ecg-placement-guide-with-illustrations>. [Acceso el 15 Ene 2018].
- [15] A. Guyton, J. Hall, "*Textbook of medical physiology*", 12ª ed. Barcelona: Saunders Elsevier, 2011. [Online]. Disponible: <http://www.brandonspanishsda.com/wp-content/uploads/2016/01/Guyton-and-Hall-Textbook-of-Medical-Physiology-12th-Ed.pdf>. [Acceso el 28 Ene 2018].
- [16] Clinical ECG Interpretation, "*Introduction to ECG interpretation*". [Online]. Disponible: <https://ecgwaves.com/ecg-normal-p-wave-qrs-complex-st-segment-t-wave-j-point/>. [Acceso el 28 Ene 2018].
- [17] L. Sörnmo, P. Laguna, "*Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*". Burlington: Elsevier Academic Press, 2005.
- [18] Cardiac Rhythm Interpretation, "*GRAPHIC DISPLAY OF ELECTROCARDIOGRAM*". [Online]. Disponible: <http://brooksidepress.org/ecg/lessons/section-ii-electrophysiology/1-5-graphic-display-of-electrocardiogram-c/>. [Acceso el 27 Feb 2018].
- [19] Concepto Definición, "*Definición de Sistema Respiratorio*". [Online]. Disponible: <http://conceptodefinicion.de/sistema-respiratorio/>. [Acceso el 27 Feb 2018].
- [20] Ciencias Naturales, "*Sistema Respiratorio*". [Online]. Disponible: <http://www.areaciencias.com/biologia/sistema-respiratorio.html>. [Acceso el 27 Feb 2018].

- [21] N. Campbell, J. Reece, *"Biología"*, 7ª ed. Madrid: Editorial Médica Panamericana, 2007. [Online]. Disponible: <https://www.scribd.com/document/324347152/Biologia-Campbell-7%C2%AA-Edicion-Neil-A-Campbell-Jane-B-Reece>. [Acceso el 01 Feb 2018].
- [22] WebConsultas Revista de Salud y Bienestar, *"Espirometría"*. [Online]. Disponible: <https://www.webconsultas.com/pruebas-medicas/espirometria-13115>. [Acceso el 8 Mar 2018].
- [23] Fisiología Básica Aplicada, *"Respiratorio"*. [Online]. Disponible: <https://drleaz.wordpress.com/2011/04/04/respiratorio-clase-1/>. [Acceso el 8 Mar 2018].
- [24] J. Bronzino, *"The Biomedical Engineering Handbook"*, vol 1, 2ª ed. Boca Raton: CRC Press; Heidelberg : Springer : in cooperation by IEEE Press, 2000.
- [25] ClinicalGate, *"VENTILATION OF THE RESPIRATORY SYSTEM, THE IMPORTANCE OF ITS LACK OF UNIFORMITY IN DISEASE"*. [Online]. Disponible: <https://clinicalgate.com/ventilation-of-the-respiratory-system-the-importance-of-its-lack-of-uniformity-in-disease/>. [Acceso el 9 Mar 2018].
- [26] N. Domínguez, *"Diseño y Construcción de un Espirómetro Digital con Interfaz en Labview"*, Tesis profesional, Ingeniería Electrónica y Comunicaciones, México, Universidad de las Américas Puebla, 2007. [Online]. Disponible: http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lem/dominguez_m_ni/capitulo4.pdf. [Acceso el 8 Mar 2018].
- [27] J. Sandoval, *"Interacciones cardiopulmonares: La unidad de cardioneumología"*, Neumología y Cirugía de Tórax, Vol. 65(3), 2006. [Online]. Disponible: <http://www.medigraphic.com/pdfs/neumo/nt-2006/nt063b.pdf>. [Acceso el 6 Mar 2018].
- [28] PhysioNet, *"ECG-Derived Respiration"*. [Online]. Disponible.: <https://physionet.org/physiotools/edr/>. [Acceso el 01 Abr 2018].
- [29] I. Oulego, *"Corazón y pulmón: buenos amigos, peores enemigos (I). Etiología y fisiopatología de las interacciones cardiopulmonares"*. Cantabria, Castilla y León, 2011. [Online]. Disponible: http://sccalp.org/documents/0000/1709/BolPediatr2010_51_011-027.pdf. [Acceso el 01 Abr 2018].
- [30] B. Giraldo, J. Tellez, S. Herrera, S. Benito, *"Study of the Oscillatory Breathing Pattern in Elderly Patients"*, in 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS, Osaka, Japan, 2013.
- [31] M. Mora, F. Casillas, J. Muñoz, J. Martínez, F. Luna, C. de Luna, G. Gómez, F. Peña, *"Reducción de ruido digital en señales ECG utilizando filtraje por convolución"*, 2008. [Online]. Disponible:

<http://www.uaa.mx/investigacion/revista/archivo/revista40/Articulo%204.pdf>. [Acceso el 4 Feb 2018].

- [32] P. Nápoli, “LA TRANSFORMADA DE FOURIER”. [Online]. Disponible: http://mate.dm.uba.ar/~pdenapo/apuntes-mate4/transformada_fourier.pdf. [Acceso el 4 Feb 2018].
- [33] MathWorks, “fft”. [Online]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/fft.html>. [Acceso el 4 Feb 2018].
- [34] MathWorks, “Remove Trends from Data”. [Online]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/signal/ug/remove-trends-from-data.html>. [Acceso el 5 Feb 2018].
- [35] J. Pan and W. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm”, IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, Vols. BME-32, no. 3, pp. 230-236, March 1985.
- [36] J. Son, J. Park, H. Oh, Z. Bhuiyan, J. Hur 5, K. Kang, “Privacy-Preserving Electrocardiogram Monitoring for Intelligent Arrhythmia Detection”. [Online]. Disponible: <http://www.mdpi.com/1424-8220/17/6/1360/htm>. [Acceso el 01 Feb 2018].
- [37] J. Gonzalez, “Threshold calculation for R wave detection in complex cardiac”, Sesors, 2017. [Online]. Disponible: <http://www.mdpi.com/1424-8220/17/6/1360/htm>. [Acceso el 03 Feb 2018].
- [38] J. Široký, L. Macarro, “INTRODUCCIÓN AL PROCESADO DE LA SEÑAL DE ECG”. [Online]. Disponible: https://www.researchgate.net/publication/308968401_INTRODUCCION_AL_PROCESADO_DE_LA_SENAL_DE_ECG. [Acceso el 01 Feb 2018].
- [39] MathWorks, “Interpolation”. [Online]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/matlab/interpolation.html>. [Acceso el 17 Mar 2018].
- [40] J. Medhi, “Statistical methods: an introductory text”, New Delhi: New Age International Publishers, 1993.
- [41] Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use, “Heart Rate Variability”. [Online]. Disponible: <http://circ.ahajournals.org/content/93/5/1043>. [Acceso el 01 Abr 2018].
- [42] MathWorks, “Spectral Analysis”. [Online]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/signal/spectral-analysis.html>. [Acceso el 13 Mar 2018].

- [43] MathWorks, "pwelch". [Online]. Disponible: https://es.mathworks.com/help/signal/ref/pwelch.html?s_tid=doc_ta. [Acceso el 13 Feb 2018].
- [44] PhysioNet: The research resource for complex physiologic signals, "WELCH: PROMEDIADO DE PERIODOGRAMAS MODIFICADOS". [Online]. Disponible: <http://physionet.cps.unizar.es/~eduardo/docencia/tds/librohtml/welch1.htm>. [Acceso el 13 Feb 2018].
- [45] Wolfram MathWorld, "Quartile Deviation". [Online]. Disponible: <http://mathworld.wolfram.com/QuartileDeviation.html>. [Acceso el 01 Mar 2018].
- [46] MathWorks, "iqr". [Online]. Disponible: https://es.mathworks.com/help/stats/prob.normaldistribution.iqr.html?s_tid=doc_tahttps://es.mathworks.com/help/stats/prob.normaldistribution.iqr.html?s_tid=doc_ta. [Acceso el 01 Mar 2018].
- [47] L. DeCarlo, "On the Meaning and Use of Kurtosis", 1997. [Online]. Disponible: <http://www.columbia.edu/~ld208/psymeth97.pdf>. [Acceso el 9 Mar 2018].
- [48] MathWorks, "kurtosis". [Online]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/stats/kurtosis.html>. [Acceso el 9 Mar 2018].
- [49] MathWorks, "kmeans". [Online]. Disponible: https://es.mathworks.com/help/stats/kmeans.html?s_tid=doc_ta. [Acceso el 01 Abr 2018].
- [50] STATA, "Kolmogorov –Smirnov equality-of-distributions test". [Online]. Disponible: <https://www.stata.com/manuals13/rksmirnov.pdf>. [Acceso el 7 Abr 2018].
- [51] MathWorks, "kstest2". [Online]. Disponible: https://es.mathworks.com/help/stats/kstest2.html?s_tid=doc_ta. [Acceso el 7 Abr 2018].

Anexo A

A continuación se presentan los algoritmos implementados en el trabajo y las tablas extraídas con ayuda de estos.

A1. Tablas de resultados

Tabla A.1. Tabla de los parámetros temporales y frecuenciales.

	Parámetro	Descripción
Temporal	FC	Frecuencia cardíaca
	FR	Frecuencia respiratoria
	HRV	Heart Rate Variability
	RRV	Respiration Rate Variability
	Ttot	Tiempo de ciclo respiratorio
	RR	Tiempo de ciclo cardíaco
Frecuencial	PF	Máxima amplitud de PSD de flujo
	PV	Máxima amplitud de PSD de volumen
	PE	Máxima amplitud de PSD de EDR
	FF	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de flujo
	FV	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de volumen
	FE	Frecuencia de máxima amplitud de PSD de EDR

Tabla A.2. Tabla de los promedios de los parámetros temporales que serán analizados.

	\bar{x}	\overline{SD}	\overline{IQR}	\bar{K}
<u>FC</u>	64,24444	8,20026	8,14733	27,77154
<u>FR</u>	18,33333	2,54800	2,69299	6,85118
<u>Ttot</u>	2,94549782	0,10759	0,53869	30,15097
<u>RR</u>	0,8142125	0,64544	0,10168	20,83778
<u>HRV</u>	0,10759	0,10242621		
<u>RRV</u>	0,64544	0,51840465		

Tabla A.3. Tabla de los promedios y desviaciones estándar de los parámetros frecuenciales que serán analizados.

	\bar{x}	\overline{SD}
<u>PF</u>	-41,91710	14,0393286
<u>PV</u>	31,81234	10,0967022
<u>PE</u>	30,48889	4,09729475
<u>FF</u>	0,30738	0,12253001
<u>FV</u>	0,32732	0,08292567
<u>FE</u>	0,30145	0,08001998

Tablas de resultados por distancia euclidiana

Tabla A.4. Tabla del promedio, desviación estándar, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis de la frecuencia cardiaca de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
FC	$\bar{X} \pm SD$	69,086 \pm 20,228	62,000 \pm 24,921	0,883
	$\overline{SD} \pm SD$	9,933 \pm 7,684	6,69246 \pm 7,450	0,058
	$\overline{IQR} \pm SD$	10,536 \pm 13,823	5,91891 \pm 10,016	0,442
	$\bar{K} \pm SD$	31,327 \pm 38,925	25,19970 \pm 62,388	0,218

Tabla A.5. Tabla del promedio, desviación estándar, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis de la frecuencia respiratoria de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
FR	$\bar{X} \pm SD$	22,217 \pm 5,931	14,952 \pm 5,210	< 0.001
	$\overline{SD} \pm SD$	2,720 \pm 1,210	2,480 \pm 1,210	0,841
	$\overline{IQR} \pm SD$	2,632 \pm 1,214	2,887 \pm 2,007	0,995
	$\bar{K} \pm SD$	8,034 \pm 5,303	5,881 \pm 3,785	0,504

Tabla A.6. Tabla del promedio, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis del RR de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
RR	$\bar{X} \pm SD$	0,883 \pm 0,161	0,93449 \pm 0,240	0,902
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,126 \pm 0,132	0,07268 \pm 0,072	0,609
	$\bar{K} \pm SD$	18,745 \pm 19,909	23,26021 \pm 50,775	0,595

Tabla A.7. Tabla del promedio, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis del Ttot de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		<u>G1</u>	<u>G2</u>	<u>p</u>
<u>Ttot</u>	$\bar{X} \pm SD$	2,571 \pm 0,671	3,495 \pm 1,263	< 0.001
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,307 \pm 0,105	0,806 \pm 0,688	< 0.001
	$\bar{K} \pm SD$	29,924 \pm 22,958	30,413 \pm 48,575	0,066

Tabla A.8. Tabla del promedio del HRV, RRV, PF, FF, PV, FV, PE y FE de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		<u>G1</u>	<u>G2</u>	<u>p</u>
<u>HRV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,127 \pm 0,107	0,090 \pm 0,094	0,582
<u>RRV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,406 \pm 0,143	0,937 \pm 0,626	< 0.001
<u>PF</u>	$\bar{X} \pm SD$	-43,952 \pm 11,105	-41,683 \pm 14,328	0,676
<u>FF</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,374 \pm 0,100	0,248 \pm 0,091	< 0.001
<u>PV</u>	$\bar{X} \pm SD$	31,492 \pm 13,462	32,183 \pm 3,849	0,099
<u>FV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,385 \pm 0,059	0,260 \pm 0,047	< 0.001
<u>PE</u>	$\bar{X} \pm SD$	30,956 \pm 3,512	29,947 \pm 4,725	0,268
<u>FE</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,341 \pm 0,081	0,254 \pm 0,047	< 0.001

Tablas de resultados por distancia de ángulo

Tabla A.9. Tabla del promedio, desviación estándar, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis de la frecuencia cardiaca de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
FC	$\bar{X} \pm SD$	70,296 ± 23,937	55,166 ± 22,786	0,082
	$\overline{SD} \pm SD$	8,536 ± 8,309	7,696 ± 6,818	0,832
	$\overline{IQR} \pm SD$	9,248 ± 14,136	6,495 ± 8,522	0,906
	$\bar{K} \pm SD$	32,353 ± 61,957	20,898 ± 25,619	0,808

Tabla A.10. Tabla del promedio, desviación estándar, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis de la frecuencia respiratoria de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
FR	$\bar{X} \pm SD$	16,740 ± 5,721	20,722 ± 8,463	0,001
	$\overline{SD} \pm SD$	2,502 ± 1,111	2,616 ± 1,231	0,336
	$\overline{IQR} \pm SD$	2,794 ± 1,799	2,541 ± 1,462	0,703
	$\bar{K} \pm SD$	6,060 ± 3,898	8,036 ± 5,774	0,133

Tabla A.11. Tabla del promedio, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis del RR de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		G1	G2	p
RR	$\bar{X} \pm SD$	0,827 ± 0,129	1,031 ± 0,232	0,001
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,090 ± 0,101	0,118 ± 0,126	0,185
	$\bar{K} \pm SD$	26,423 ± 46,524	12,110 ± 8,127	0,123

Tabla A.12. Tabla del promedio, rango intercuartílico y coeficiente de curtosis del Ttot de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		<u>G1</u>	<u>G2</u>	<u>p</u>
<u>Ttot</u>	$\bar{X} \pm SD$	3,310 \pm 1,150	2,398 \pm 0,990	< 0,001
	$\overline{IQR} \pm SD$	0,678 \pm 0,638	0,319 \pm 0,137	0,022
	$\bar{K} \pm SD$	31,390 \pm 42,778	28,214 \pm 25,196	0,716

Tabla A.13. Tabla del promedio del HRV, RRV, PF, FF, PV, FV, PE y FE de cada grupo, como también el resultado del test estadístico utilizado de cada variable.

		<u>G1</u>	<u>G2</u>	<u>p</u>
<u>HRV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,090 \pm 0,087	0,132 \pm 0,120	0,066
<u>RRV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,779 \pm 0,562	0,445 \pm 0,374	0,015
<u>PF</u>	$\bar{X} \pm SD$	-42,875 \pm 13,136	-40,478 \pm 15,574	0,336
<u>FF</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,278 \pm 0,099	0,351 \pm 0,143	< 0,001
<u>PV</u>	$\bar{X} \pm SD$	33,485 \pm 11,769	29,198 \pm 6,185	0,076
<u>FV</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,287 \pm 0,064	0,389 \pm 0,071	< 0,001
<u>PE</u>	$\bar{X} \pm SD$	30,703 \pm 4,085	30,154 \pm 4,226	0,647
<u>FE</u>	$\bar{X} \pm SD$	0,289 \pm 0,064	0,319 \pm 0,098	0,082

A2. Algoritmos implementados

Detección del ECG

```

2  %% 2.1.2 Bandpass Filter
3  %      load ('pasabanda.mat')
4  % %      v_filtrado2 = filtfilt(SOS1,G1,v_filtrado);
5  %      v_filtrado21 = filtfilt(SOS1,G1,ECG);
6  %
7  %      d = designfilt('bandpassiir','FilterOrder',10, ...
8  %      'HalfPowerFrequency1',5,'HalfPowerFrequency2',15, ...
9  %      'SampleRate',250);
10 %      v_filtrado22 = filtfilt(d,ECG);
11
12      c = fir1(100,[4, 14]/125,'bandpass');
13      v_filtrado2 = filtfilt(c,1,ECG);
14      figure
15      freqz(c,1)
16      title('filtro bandpass FIR')
17 %
18 % %      [A,B,C,D] = butter(10,[5 15]/150);
19 % %      sos = ss2sos(A,B,C,D);
20 % %      v_filtrado2 = filtfilt(sos,ECG);
21
22
23      %% 2.1.3 Derivative Filter
24 %      load('derivate.mat')
25 %      derivada1 = filter(Num,1,v_filtrado2);
26
27 %      d1 = designfilt('differentiatorfir','FilterOrder',9, ...
28 %      'DesignMethod','ls', ...
29 %      'SampleRate',250);
30 %
31 %      fvtool(d1,'Fs',250)
32
33      lar=length(v_filtrado2);
34      x = v_filtrado2;
35      for n = 1 : lar
36          if (n==1)
37              derivada(n)=(1/8) * ( (2) *x(n+1)+x(n+2) ) ;
38          elseif (n==2)
39              derivada(n)=(1/8) * (x(n-1)+(2) *x(n+1)+x(n+2) ) ;
40          elseif (n==lar-1)
41              derivada(n)=(1/8) * ( (-1) *x(n-2)+(-2) *x(n-
42              1)+(2) *x(n+1) ) ;
43          elseif (n==lar)

```

```

43         derivada(n)=(1/8)*((-1)*x(n-2)+(-2)*x(n-1));
44     else
45         derivada(n)=(1/8)*((-1)*x(n-2)+(-2)*x(n-
1)+(2)*x(n+1)+x(n+2));
46     end
47 end
48
49 %% 2.1.4 Squaring
50 v_filtrado4 = derivada.^2;
51
52 %% 2.1.5 Integration
53 N = 25;
54 for n = 1 : length(v_filtrado4)
55     acumulado = 0;
56     for i = 1 : N
57         try
58             acumulado = v_filtrado4(n - (N - i)) + acumulado;
59         catch
60             acumulado = acumulado;
61         end
62     end
63     integrado(n) = acumulado;
64 end
65 integrado=integrado.*(1/N);
66 %% 2.2.1 Detrend
67 ECG = ECG - mean(ECG);
68 ECG = detrend(ECG);
69 3 Detection
70 %% 3.1 "QRS" Detection
71 %% 3.1.1 "R" Detection
72 [peaksj] = findpeaks(integrado);
73 peaksm = max(peaksj);
74 umbral = peaksm*0.05; % 0.1
75 [peaks,locs] =
findpeaks(integrado,'MinPeakHeight',umbral,'MinPeakDistance',100); %
130
76
77 for i = 2 : length (locs) - 1
78 %     ECG11 = ECG(locs(i) - 28:locs(i) + 10);
79 %     [mad, ind(i)] = max(ECG11);
80 %     timeR(i) = (locs(i) - 30 + ind(i));
81 %     R(i) = ECG(locs(i) - 29 + ind(i));
82
83 ECG11 = ECG(locs(i) - 58:locs(i) + 10);
84 [mad, ind(i)] = max(ECG11);
85 timeR(i) = (locs(i) - 60 + ind(i));
86 R(i) = ECG(locs(i) - 59 + ind(i));
87
88 %% 3.1.2 "S" Detection
89 ECG12 = ECG(timeR(i) : timeR(i) + 25);

```

```

90         [mid, indi(i)] = min(ECG12);
91         timeS(i) = timeR(i) + (indi(i) - 2);
92         S(i) = ECG(timeR(i) + indi(i) - 1);
93
94         %% 3.1.3 "Q" Detection
95         ECG13 = ECG(timeR(i) - 25: timeR(i));
96         [mid, indic(i)] = min(ECG13);
97         timeQ(i) = (timeR(i) - (25 + 2 - indic(i)));
98         Q(i) = ECG(timeR(i) - 25 - 1 + indic(i));
99     end
100     RRc = timeR/fs;
101     SSc = timeS/fs;
102     QQc = timeQ/fs;
103     %% 4.1 Plot ECG
104     figure
105     plot(time,ECG)
106     hold on
107     for i = 2 : length (locs) - 1
108         plot(timeR(i)/fs, R(i), 'xr');
109         plot(timeS(i)/fs, S(i), 'og');
110         plot(timeQ(i)/fs, Q(i), 'om');
111     end
112     % hold on; plot(timeR/fs,R)
113     % hold on; plot(timeQ/fs,Q)
114     % hold on; plot(timeS/fs,S)
115     legend('ECG','r','s','q');
116     xlabel('time(s)');
117     ylabel('mV');
118     title('ECG');
119     zoom on;

```

Detección de los puntos de inflexión

```

119     3 Flow Processing
120         %% 2.3.1 Detrend
121         Flow = Flow - mean(Flow);
122         Flow = detrend(Flow);
123
124         %% 3.2 Flow Inflection Points Detection
125         [aksj] = findpeaks(Flow);
126         ksm = max(aksj);
127         bral = ksm*0.05; %0.1
128         [aks,csi] =
findpeaks(Flow, 'MinPeakHeight',bral, 'MinPeakDistance', 300);
129
130         locations = [0]; %%%
131         for i = 2 : length(csi) - 1
132             h = 0;
133             if i < 6%%

```

```

134         h = aks(i) + aks(i + 1) + aks(i + 2) + aks(i + 3) +
        aks(i + 4);
135         elseif i > length(csi) - 5%%
136             h = aks(i) + aks(i - 1) + aks(i - 2) + aks(i - 3) +
        aks(i - 4);
137         else %%
138             h = aks(i) + aks(i - 1) + aks(i - 2) + aks(i + 1) +
        aks(i + 2);%
139         end
140         h = (h/5) * 0.3;
141         if h < aks(i) && h ~= 0
142             locations(i) = csi(i);%%%%%
143             g = Flow(locations(i) - 700 : locations(i));%%%%% 550
144             gg = Flow(locations(i) : locations(i) + 700);%%%%% 400
145             for r = 1 : length(gg)-1
146                 if gg(r) > 0 && gg(r + 1) < 0
147                     aaa = r;
148                     if aaa ~= 0
149                         break
150                     end
151                 end
152             end
153
154             for b = 1 : length(g) - 1
155                 if g(b) < 0 && g(b + 1) > 0
156                     bbb = b;
157                 end
158             end
159             ss(i - 1) = aaa;
160             sss (i - 1) = bbb;
161         end
162     end
163     % for i = 1 : length(locations) - 1
164     %     llocationsb(i) = (locations(i + 1) + sss(i) - 700);
165     %     flowb(i) = Flow(locations(i + 1) + sss(i) - 700);
166     %     llocationsr(i) = (locations(i + 1) + ss(i));
167     %     flowr(i) = Flow((locations(i + 1) + ss(i)));
168     % end
169     %% 4.2 Plot Flow
170     figure;
171     plot(time,Flow,'k'); hold on;
172     for i = 1 : length(locations) - 1
173         if locations(i + 1) ~= 0
174             plot((locations(i + 1) + sss(i) - 700)/250,
        Flow((locations(i + 1) + sss(i) - 700)), 'ob');% 700
175             plot((locations(i + 1) + ss(i))/250, Flow((locations(i
        + 1) + ss(i))), 'or');
176         end
177     end
178     legend('Flow','Inspiration Start Point','Expiration Start
        Point');

```



```

179     xlabel('time(s)');
180     ylabel('mV');
181     title('Flow');
182     %     ylim([-0.010,0.010]);
183     zoom on;
184

```

Obtención del EDR

```

185 %% 3.3 R Interpolation & Downsampling
186 % esto es la interpolation de la señal R
187 R(1) = mean(R);
188 RRRc = 0 : 1/fs : RRc(end);
189 Rrc = spline(RRc,R,RRRc);
190 Rrrc = pchip(RRc,R,RRRc);
191 hola = (Rrc + Rrrc)/2;
192
193 srd = downsample(Rrc,125);
194 tsrd = 0 : 0.5 : length(srd)/2;
195
196 % Filterin EDR High pass
197 %     c = fir1(100,[0.05, 0.8]/125,'bandpass');
198 % %     figure
199 % %     freqz(c,1)
200 % %     title('filtro bandpass FIR')
201 %     Rrcc = filtfilt(c,1,Rrc);
202
203 %     srd = srd - mean(srd);
204 figure;
205 plot(tsrd(1:end-1),srd);
206 hold on;
207 plot(RRRc,Rrc)
208 hold on;
209 plot(RRRc,Rrrc)
210 hold on;
211 plot(RRRc,hola)
212 %% factor de conversión de RSA y volumen
213 svvd = (svd(1:end-3)*70);
214 tsrdd = tsrd(1:end-1);
215 srdd = -(srd-mean(srd));
216 rrRc = -(Rrc-mean(Rrc));
217 vol22 = vol2*70;
218 hola = -(hola-mean(hola));
219 srdd = detrend(srdd);
220 rrRC = detrend(rrRc);
221
222 rrRcc = filtfilt(ah,bh,rrRc); %0.05H to remove trends of the
signals
223 rrRccc = real(rrRcc);
224

```

```

225 % [ahh,bhh] = butter(4,0.4*2/200,'low'); %lowpass filtering 3th
    order
226 %
227 % rrRccc = filtfilt(ahh,bhh,rrRcc); %0.05H to remove trends of
    the signals
228 % rrRccc = real(rrRccc);

```

Obtención del volumen

```

229 3.5 Volume
230 % N = 400;
231 % for n = 1 : length(Flow)
232 %     acumulado1 = 0;
233 %     for i = 1 : N
234 %         try
235 %             acumulado1 = Flow(n - (N - i)) + acumulado1;
236 %         catch
237 %             acumulado1 = acumulado1;
238 %         end
239 %     end
240 %     volume(n) = acumulado1;
241 % end
242 % volume = volume.*(1/N);
243
244 volumen = cumtrapz(Flow); % integrarion of flow signal to
    obtain volume
245 % vol = cumsum(Flow);
246 % ela = cumtrapz(Flow(419:1316));
247 [a,b] = butter(4,0.1/250,'high'); %highpass filtering 3th order
248
249 vol2 = filtfilt(a,b,volumen); %0.05H to remove trends of the
    signals
250 vol2 = real(vol2);
251 %
252 % volume downsampling
253 svd = downsample(vol2,125);
254 tsvd = 0 : 0.5 : length(srd)/2;
255
256 % figure;
257 % plot(tsvd,svd(1:end-2));
258 % hold on;
259 % plot(time,vol2)
260 %
261 % factor de conversión de RSA y volumen
262 svvd = (svd(1:end-3)*70);
263 tsrdd = tsrd(1:end-1);
264 srdd = -(srd-mean(srd));
265 rrRc = -(Rrc-mean(Rrc));
266 vol22 = vol2*70;
267 hola = -(hola-mean(hola));
268 srdd = detrend(srdd);

```

```

269         rrRC = detrend(rrRc);
270
271         rrRcc = filtfilt(ah,bh,rrRc); %0.05H to remove trends of the
signals
272         rrRccc = real(rrRcc);
273
274         % [ahh,bhh] = butter(4,0.4*2/200,'low'); %lowpass filtering 3th
order
275         %
276         % rrRccc = filtfilt(ahh,bhh,rrRcc); %0.05H to remove trends of
the signals
277         % rrRccc = real(rrRccc);
278

```

Obtención del PSD

```

279 %% 2.3.2 Flow PSD/Periodogram
280 % [pxx,w] = pwelch(Flow,[],[],[],fs,'psd');
281 % [pxx,w] =
pwelch(Flow,28125.5,14062.25,32768,fs,'psd');
282 [pxx,w] = pwelch(Flow,30000,[],[],fs,'psd');
283 % [pxx,w] = pwelch(Flow,300*250,95,[],fs,'psd');
284 xx = 10*log10(pxx);
285 xxxx = smoothdata(xx,'gaussian',30);
286 %% 3.4 Highest PSD peak
287 % [peac] = findpeaks(xx);
288 % [pea,vv] = max(xx);
289 % u = pea*1.1;
290 % [pe,lo] = findpeaks(xx,'MinPeakHeight', u);
291 % kkk = (length(w) - 1)/w(end);
292 % lol = lo/kkk;
293 % vvv = vv/kkk;
294
295 kkk = (length(w) - 1)/w(end);
296 [pe,lo] = findpeaks(xxxx,'MinPeakProminence',
4,'MinPeakWidth',20);
297 lol = lo/kkk;
298 lol = lol(lol < 10);
299 % psd del EDR y Volumen
300 [ppxx,pw] = pwelch(vol122,30000,[],[],fs,'psd');
301 pxxx = 10*log10(ppxx);
302 pxxxx = smoothdata(pxxx,'gaussian',30);
303
304 [ppppx,pww] = pwelch(rrRccc,30000,[],[],fs,'psd');
305 pppxx = 10*log10(ppppx);
306 pppxxx = smoothdata(ppppx,'gaussian',30);
307
308 %% 4.4 Plot Flow, volume & EDR PSD
309
310 figure
311 pj = subplot(2,1,1);

```

```

312     plot(w,xx)
313     grid on;
314     legend('PSD');
315     title('Flow Periodogram Power Spectral Density Estimate');
316     xlabel('Hz');
317     ylabel('dB');
318     xlim([0,12]);
319     zoom on;
320     ppj = subplot(2,1,2);
321     plot(w,xxxx)
322     grid on;
323     legend('PSD');
324     title('Flow Periodogram Power Spectral Density Estimate');
325     xlabel('Hz');
326     ylabel('dB');
327     xlim([0,12]);
328     linkaxes([pj,ppj], 'x');
329     zoom on;
330
331     figure;
332     %     subplot(2,1,1)
333     plot(pw,pxxxx)
334     xlim([0 2])
335     xlabel('frecuencia(Hz) ')
336     ylabel('mV')
337     title('PSD')
338     hold on;
339     %     subplot(2,1,2)
340     plot(pww,pxxxxx)
341     xlim([0 2])
342     xlabel('frecuencia(Hz) ')
343     ylabel('dB')
344     title('PSD')
345     legend('Volume PSD','EDR PSD')

```

Vectores de parámetros

```

286     5 Vectors
287     %% 5.1 ECG
288     RRc = timeR/fs;
289     SSc = timeS/fs;
290     QQc = timeQ/fs;
291
292     for i = 3 : length(RRc)
293         RR(i - 2) = RRc(i) - RRc(i - 1);
294         SS(i - 2) = SSc(i) - SSc(i - 1);
295         QQ(i - 2) = QQc(i) - QQc(i - 1);
296         QS(i - 2) = SSc(i - 1) - QQc(i - 1);
297         QR(i - 2) = RRc(i - 1) - QQc(i - 1);
298         RS(i - 2) = SSc(i - 1) - RRc(i - 1);
299     end

```

```

300
301     R;
302     Q;
303     S;
304     for u = 1 : time(end)/60
305         f = 0;
306         for i = 1 : length(RRc)
307             if RRc(i) < 60*u && RRc(i) > 60*(u-1)
308                 f = f + 1;
309             end
310         end
311         fc(u) = f;
312     end
313     Fc = mean(fc);
314
315     %     for i = 1 : length(RR)
316     %         fC = 0;
317     %         ff = RR(i);
318     %         for u = 1 : 300
319     %             fff = ff*u;
320     %             if fff < 60
321     %                 fC = fC + 1;
322     %             end
323     %         end
324     %         ffC(i) = fC;
325     %     end
326     %     FfC = mean(ffC);
327
328     for i = 1 : length(RR)
329         FFC(i) = 60/RR(i);
330     end
331     FFC = FFC(FFC ~= inf);
332     FFC = FFC(FFC < mean(FFC)*2);
333     FFC = FFC(FFC > mean(FFC)/4);
334
335     FFFC = length(R) / (time(end)/60);
336
337     FC = round(mean(FFC));
338     HRV = std(RR);
339     DSFC = std(FFC);
340     IQRFC = iqr(FFC);
341     KFC = kurtosis(FFC);
342
343     %% 5.2 Flow
344     for i = 3 : length(locations)
345         if locations(i) ~= 0 && locations(i - 1) ~= 0
346             Ttot(i - 2) = ((locations(i) + sss(i - 1) - 700) -
347 (sss(i - 2) + locations(i - 1) - 700))/fs;
348             Te(i - 2) = ((locations(i) + sss(i - 1) - 700) - (ss(i -
349 2) + locations(i - 1)))/fs;

```

```

348         timeTtot(i - 2) = (sss(i - 2) + locations(i - 1) -
700)/fs;
349         timeT(i - 2) = (ss(i - 2) + locations(i - 1))/fs;
350     end
351 end
352
353
354 %     timeTtot = timeTtot(timeTtot > 0);
355
356 for i = 2 : length(locations)
357     if locations(i) ~= 0
358         Ti (i - 1) = ((ss(i - 1) + locations(i)) -
(locations(i) + sss(i - 1) - 700))/fs;
359     end
360 end
361
362 % si alguno es 0 significa que hubo una mala detección y es
corregida acá
363 for i = 1 : length(Ttot)
364     if Ttot(i) == 0
365         Ttot(i) = mean(Ttot);
366         123123
367     end
368 end
369
370 for i = 2 : length(timeTtot) - 1
371     if timeTtot(i) == timeTtot(i + 1)
372         timeTtot(i) = timeTtot(i - 1) + (timeTtot(i - 1) -
timeTtot(i - 2)) + 0.3;
373     elseif timeTtot(i) == 0
374         timeTtot(i) = timeTtot(i - 1) + (timeTtot(i - 1) -
timeTtot(i - 2)) + 0.3;
375 %         timeTtot(i) = (timeTtot(i) - timeTtot(i - 1))/2;
376     elseif timeTtot(i) - timeTtot(i-1) < 0.5%%
377         timeTtot(i) = timeTtot(i) + (timeTtot(i+1) -
timeTtot(i))/2+0.5;%%
378     end
379 end
380
381
382 for u = 1 : time(end)/60
383     f = 0;
384     for i = 1 : length(timeTtot)
385         if timeTtot(i) < 60*u && timeTtot(i) > 60*(u-1)
386             f = f + 1;
387         end
388     end
389     fr(u) = f;
390 end
391 Fr = mean(fr);
392

```

```

393 %         for i = 1 : length(Ttot)
394 %             fR = 0;
395 %             ff = Ttot(i);
396 %             for u = 1 : 300
397 %                 fff = ff*u;
398 %                 if fff < 60
399 %                     fR = fR + 1;
400 %                 end
401 %             end
402 %             ffR(i) = fR;
403 %         end
404 %         ffR = ffR(ffR < 30);
405 %         FfR = mean(ffR);
406
407     for i = 1 : length(Ttot)
408         FFR(i) = 60/Ttot(i);
409     end
410     FFR = FFR(FFR ~= inf);
411     FFR = FFR(FFR < mean(FFR)*2);
412     FFR = FFR(FFR > mean(FFR)/2);
413
414     FFFR = length(sss)/(time(end)/60);
415
416     FR = round(mean(FFR));
417     RRV = std(Ttot);
418     DSFR = std(FFR);
419     IQRFR = iqr(FFR);
420     KFR = kurtosis(FFR);
421
422     MTi = Ti;
423     MTi = MTi(MTi ~= 0);
424     MTi = MTi(MTi < mean(MTi)*2);
425     MTi = MTi(MTi > mean(MTi)/2);
426
427     MTI = mean(MTi);
428     DSMTI = std(MTi);
429     IQRMTI = iqr(MTi);
430     KMTI = kurtosis(MTi);
431
432     MTe = Te;
433     MTe = MTe(MTe ~= 0);
434     MTe = MTe(MTe < mean(MTe)*2);
435     MTe = MTe(MTe > mean(MTe)/2);
436
437     MTE = mean(MTe);
438     DSMTE = std(MTe);
439     IORMTE = iqr(MTe);
440     KMTE = kurtosis(MTe);
441
442     %% 5.3 Flow & ECG

```

```

443     % Esto es el número de "R's" que hay en cada Ti, Te y Ttot
444
445     l = 0;
446     for i = 2 : length(Ttot)
447         for u = 1 : length(RRc)
448             if RRc(u) < timeTtot(i) && RRc(u) > timeTtot(i - 1)
449                 l = l + 1;
450             end
451         end
452         ttot(i - 1) = l; % Esta es la variable que guarda el número
de R's en cada Ttot
453         l = 0;
454     end
455
456     l = 0;
457     for i = 2 : length(Te)
458         for u = 1 : length(RRc)
459             if RRc(u) < timeTtot(i) && RRc(u) > timeT(i - 1)
460                 l = l + 1;
461             end
462         end
463         te(i-1) = l; % Esta es la variable que guarda el número de
R's en cada Te
464         l = 0;
465     end
466
467     l = 0;
468     for i = 2 : length(Te)
469         for u = 1 : length(RRc)
470             if RRc(u) > timeTtot(i - 1) && RRc(u) < timeT(i - 1)
471                 l = l + 1;
472             end
473         end
474         ti(i-1) = l; % Esta es la variable que guarda el número de
R's en cada Ti
475         l = 0;
476     end
477
478     %%
479
480     uno = 0;
481     dos = 0;
482     tres = 0;
483     cuatro = 0;
484     cinco = 0;
485     seis = 0;
486     siete = 0;
487     ocho = 0;
488     nueve = 0;
489     diez = 0;

```



```

490     once = 0;
491     doce = 0;
492     trece = 0;
493     musa = 0;
494     masu = 0;
495     uuno = zeros(1,length(ttot)+100,'uint32');
496     for i = 1 : length(ttot)
497         if ttot(i) ~= 0 && ttot(i) < 0 % ver esto de < 20 y guardar
la variable uuno también
498             uuno(ttot(i)) = uuno(ttot(i)) + ttot(i);
499         end
500         if ttot(i) == 1
501             uno = uno + 1;
502         elseif ttot(i) == 2
503             dos = dos + 1;
504         elseif ttot(i) == 3
505             tres = tres + 1;
506         elseif ttot(i) == 4
507             cuatro = cuatro + 1;
508         elseif ttot(i) == 5
509             cinco = cinco + 1;
510         elseif ttot(i) == 6
511             seis = seis + 1;
512         elseif ttot(i) == 7
513             siete = siete + 1;
514         elseif ttot(i) == 8
515             ocho = ocho + 1;
516         elseif ttot(i) == 9
517             nueve = nueve + 1;
518         elseif ttot(i) == 10
519             diez = diez + 1;
520         elseif ttot(i) == 11
521             once = once + 1;
522         elseif ttot(i) == 12
523             doce = doce + 1;
524         elseif ttot(i) == 13
525             trece = trece + 1;
526         else
527             musa = musa + ttot(i);
528             masu = masu + 1;
529             i;
530         end
531     end
532     for i = 1 : length(uuno)
533         if uuno(i) ~= 0
534             uuuno(i) = uuno(i)/i;
535         end
536     end
537
538     suma = 0;

```

```

539     for i = 1 : length(ttot)
540         suma = suma + ttot(i);
541     end
542     suma;
543     sumon =
        uno+dos*2+tres*3+cuatro*4+cinco*5+seis*6+siete*7+ocho*8+nueve*9+diez*
        10+once*11+doce*12+trece*13;
544     sumonn = sumon + musa;
545
546     %%
547
548     tttot = ttot(ttot<mean(ttot)*3);
549     promedrtot = round(mean(tttot));%%
550
551     tti = ti(ti<mean(ti)*3);
552     promedrti = round(mean(tti));
553
554     tte = te(te<mean(te)*3);
555     promedрте = round(mean(tte));
556
557     TTtot = Ttot(Ttot<mean(Ttot)*3);
558     promedTtot = round(mean(TTtot));
559
560     TTi = Ti(Ti<mean(Ti)*3);
561     promedTi = round(mean(TTi));
562
563     TTe = Te(Te<mean(Te)*3);
564     promedTe = round(mean(TTe));
565
566     ress(1) = promedrtot;
567     ress(2) = mean(Ttot);
568
569     %%
570
571     rrc = RRc(3:end);
572     RRrc = spline(rrc,RR,RRRc);
573
574     % downsample a 2hz del RR
575     Rr = downsample(RRrc,125);
576
577     l = timeTtot(1);
578     timeTtot = timeTtot - timeTtot(1);
579
580     TimeTtot = 0 : 1/fs : timeTtot(end);
581     Tttot = spline(timeTtot,Ttot,TimeTtot);
582
583     % downsample a 2hz del Ttot
584     Totot = downsample(Tttot,125);
585     %
586     figure;

```

```

587     plot(RRc(3:end),RR,'--')
588     hold on;
589     %     plot(RRRc(586:end),RRrc(586:end));
590     plot(RRRc,RRrc);
591     title('RR');
592     xlabel('time(s)');
593     ylabel('mV');
594     %     legend('RR','RR Interpolation');
595     zoom on;
596
597     %     figure;
598     hold on;
599     plot(timeTtot,Ttot,'--')
600     hold on;
601     %     plot(TimeTtot(1326:end),Tttot(1326:end));
602     plot(TimeTtot,Tttot);
603     title('Ttot & RR Interpolation');
604     xlabel('time(s)');
605     ylabel('time(s)');
606     %     legend('Ttot','Ttot Interpolation');
607     legend('RR','RR Interpolation','Ttot','Ttot Interpolation');
608     zoom on;
609
610     tim = 0 : 0.5 : (length(Totot) - 1)/2;
611     tiim = 0 : 0.5 : (length(Rr) - 1)/2;
612     tiim = tiim - 1 - RRc(2);
613
614     figure
615     plot(tim,Totot)
616     hold on;
617     plot(tiim,Rr)
618     title('Ttot & RR 2 Hz');
619     xlabel('time(s)');
620     ylabel('time(s)');
621     legend('Ttot 2 Hz', 'RR 2 Hz');
622     %     ylim([-1 10])
623     zoom on;
624
625     figure;
626     plot(Totot(30:1745),Rr(30:1745),'.')
627     title('Ttot & RR ');
628     xlabel('Ttot');
629     ylabel('RR');
630     zoom on;
631     %%
632
633     %     clc
634     res(1) = FC;
635     res(2) = HRV;
636     res(3) = FR;

```

```

637     res(4) = RRV;
638     res(5) = MTI;
639     res(6) = MTE;
640     res(7) = DSFC;
641     res(8) = DSFR;
642     res(9) = DSMTI;
643     res(10) = DSMTE;
644     res(11) = IQRFC;
645     res(12) = IQRFR;
646     res(13) = IQRMTI;
647     res(14) = IQRMTE;
648     res(15) = KFC;
649     res(16) = KFR;
650     res(17) = KMTI;
651     res(18) = KMTE;
652     pe;
653     lol;
654     mean(RR);
655     resa(1) = iqr(Ttot);
656     resa(2) = kurtosis(Ttot);
657     resa(3) = iqr(RR);
658     resa(4) = kurtosis(RR);
659
660     [resal(1), resal(3)] = max(pxxxx);
661     [resal(2), resal(4)] = max(pxxxxx);
662     resal(3) = resal(3)*(pw(2)-pw(1));
663     resal(4) = resal(4)*(pww(2)-pww(1));

```

Preprocesado

```

664 %%
665 % ECG = rrRccc;
666 % time = RRRc;
667
668 % ECG = ecg_processed;
669     espectro = fft ( ECG );
670     h=linspace(0, (fs)/2,length(espectro)/2);
671     figure
672     subplot(2,1,1)
673     plot ( time , ECG )
674     xlabel( 'Tiempo ( seg ) ');
675     ylabel( 'mV' );
676     title( 'ECG' );
677     subplot(2,1,2)
678     a = abs( espectro );
679     plot ( h , a ( 1 : end / 2 ) );
680     xlim([0,500])
681     xlabel( 'Hz' );
682     ylabel( 'Amplitud' );
683     title( 'Transformada de Fourier' );

```

```

684
685     %% Detrend
686     ECG = detrend(ECG);
687
688     %% PSD/Periodogram
689     % [pxxx,ww] = pwelch(ECG,[],[],[],fs,'psd');
690     % xxx = 10*log10(pxxx);
691     % figure
692     % plot(ww,xxx)
693     % grid on;
694     % legend('PSD');
695     % title(' ECG Periodogram Power Spectral Density
Estimate');
696     % xlabel('Hz');
697     % ylabel('dB');
698     % xlim([0,10]);
699
700     %% Notch
701     % % 50 Hz ruido
702     % w = 50/fs;
703     %
704     % z1 = exp(2*pi*j*w);
705     % z2 = exp(-2*pi*j*w);
706     %
707     % b = poly([z1,z2]);
708     % ECG = filter(b,1,ECG);
709
710     %% LPF
711     % fs = 250;
712     % Wp = 150/(fs/2);
713     % Ws = 300/(fs/2);
714     % [n,Wn] = buttord(Wp,Ws,3,40);
715     % [z,p,k] = butter(n,Wn);
716     % ECGG = filtfilt(b,1,ECG);
717
718     %% HPF
719     % fs = 250;
720     % Wp = 0.05/(fs/2);
721     % Ws = 0.0005/(fs/2);
722     % [n,Wn] = buttord(Wp,Ws,3,20);
723     % [p,k] = butter(n,Wn);
724     % ECGG = filtfilt(p,1,ecg_processed);
725     % % figure;subplot(2,1,1);
726     % plot(time,ecg_processed);
727     % subplot(2,1,2);
728     % plot(time,ECGG);
729     % zoom on;
730
731     %% Smooth
732     % ECGG = smoothdata(ECG);

```

```

733
734     %% 2.3 Flow Processing
735     %% Espectro Flow
736         % espectro = fft ( Flow );
737         % h=linspace(0, (fs)/2,length(espectro)/2);
738         % figure
739         % subplot(2,1,1)
740         % plot ( time , Flow )
741         % xlabel( 'Tiempo ( seg )' );
742         % ylabel( 'mV' );
743         % title( 'Flow' );
744         % subplot(2,1,2)
745         % a = abs( espectro );
746         % plot ( h , a ( 1 : end / 2 ) );
747         % xlim([0,500])
748         % xlabel( 'Hz' );
749         % ylabel( 'Amplitud' );
750         % title( 'Transformada de Fourier' );
751
752     %% Detrend
753     Flow = detrend(Flow);
754
755     %% Flow PSD/Periodogram
756     [pxx,w] = pwelch(Flow,[],[],[],fs,'psd');
757     xx = 10*log10(pxx);
758
759
760     % figure;pj = subplot(2,1,1);plot(time,v_filtrado4);ppj
= subplot(2,1,2);plot(time,ECG);linkaxes([pj,ppj],'x');zoom on;
761

```